



TUGAS AKHIR - SS141501

**PERAMALAN CUACA DI STASIUN METEOROLOGI
KLAS I JUANDA SURABAYA MENGGUNAKAN
METODE ARIMA DAN *VECTOR AUTOREGRESSIVE*
(VAR)**

Muhammad Husni Mubarak
NRP 1310 100 056

Dosen Pembimbing
Ir. Dwi Atmono Agus Widodo, Ml.Komp

Dosen Co.pembimbing
Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si

Program Studi S1 Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015



FINAL PROJECT - SS141501

FORECASTING OF WEATHER IN STASIUN METEOROLOGI KLAS I JUANDA SURABAYA USING ARIMA AND VECTOR AUTOREGRESSIVE (VAR) METHODS

Muhammad Husni Mubarok
NRP 1310 100 056

Supervisor
Ir. Dwi Atmono Agus Widodo, Ml.Komp

Co Supervisor
Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si.

Undergraduate Programme Department of Statistics
Faculty of Mathematics and Sciences
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2015

PERAMALAN CUACA DI STASIUN METEOROLOGI KLAS I JUANDA SURABAYA MENGGUNAKAN METODE ARIMA DAN *VECTOR AUTOREGRESSIVE* (VAR)

Nama Mahasiswa : Muhammad Husni Mubarak
NRP : 1310 100 056
Jurusan : Statistika
Dosen Pembimbing : Ir. Dwi Atmono A.W., Ml.Komp
Dosen co.pembimbing : Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si

ABSTRAK

Cuaca merupakan keadaan atmosfer di suatu tempat atau daerah selama periode tertentu (menit, jam, hari, bulan dst). Komponen utama yang membentuk cuaca yaitu suhu udara, kelembaban udara dan kecepatan angin. Pada beberapa bulan belakangan ini kondisi cuaca diberbagai daerah sedang tidak stabil, sehingga membuat masyarakat semakin sulit untuk melakukan prediksi. Ketidakstabilan kondisi cuaca tersebut yang menjadi faktor dilakukannya analisis peramalan guna mengetahui prediksi komponen utama yang membentuk cuaca berdasarkan data-data series sebelumnya. Dugaan bahwa selain memiliki keterkaitan dengan kejadian pada waktu sebelumnya, antar komponen cuaca juga saling mempengaruhi. Sehingga dalam analisis ini, pemodelan dilakukan dengan menggunakan dua pendekatan yaitu ARIMA dan VAR. Pada pemodelan ARIMA, model untuk data suhu udara adalah ARIMA (1,0,0)(0,0,2)⁶ dengan nilai akurasi RMSE sebesar 0.9581 dan sMAPE sebesar 2.2227, model untuk kelembaban udara adalah ARIMA ([1,12],0,[6,11]) dengan nilai RMSE sebesar 3.8019 dan sMAPE sebesar 3.9929, dan model untuk kecepatan angin adalah ARIMA (0,0,1)¹² dengan nilai RMSE sebesar 0.6333 dan sMAPE sebesar 6.4618. Pada pemodelan VAR diperoleh model VAR ([1,2,3, 9,12]) dengan nilai akurasi AIC sebesar 2.1080.

Kata kunci : cuaca, ARIMA, VAR, peramalan.

FORCASTING OF WEATHER IN STASIUN METEOROLOGI KLAS I JUANDA SURABAYA USING ARIMA AND VECTOR AUTOREGRESSIVE (VAR) METHODS

Nama Mahasiswa : Muhammad Husni Mubarak
NRP : 1310 100 056
Jurusan : Statistika
Dosen Pembimbing : Ir. Dwi Atmono A.W., MI.Komp
Dosen co.pembimbing : Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si

ABSTRACT

Weather is an atmosphere condition in a certain place or area during certain period (minute, hour, day, month, etc). A principle component which composes the weather is an air tempherature, an air moist, and a wind velocity. In several last months, the weather condition in various areas were not stable. It makes people more difficult to do a prediction. Its unstableness of weather condition is being a factor to do a prediction analysis to know the most principle component that formed the weather based on previous series data. The assumption not only has a connection with the previous accident but also has a weather component that influences each other. In this analysis, the modeling is done by using two approachments there are ARIMA and VAR. In ARIMA modeling, a model in air tempherature data is ARIMA $(1,0,0)(0,0,2)^6$ with RSME accuration value as 0.9581 and sMAPE as 2.2227, a model in air moist is ARIMA $([1,12],0,[6,11])$ with RMSE value as 3.8019 and sMAPE as 3.9929, and a model in wind velocity is ARIMA $(0,0,1)^{12}$ with RMSE value as 0.6333 and sMAPE as 6.4618. in VAR modeling is resulted VAR model $([1,2,3,9,12])$ with AIC accuracy value AIC as 2.1080.

Keywords : wether, ARIMA, VAR, prediction.

LEMBAR PENGESAHAN

PERAMALAN CUACA DI STASIUN METEOROLOGI KLAS I JUANDA SURABAYA MENGGUNAKAN METODE ARIMA DAN *VECTOR AUTOREGRESSIVE* (VAR)

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Kelulusan
Program Studi S-1 Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

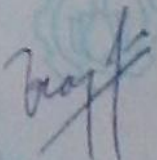
MUHAMMAD HUSNI MUBAROK
NRP. 1310 100 056

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir

Ir. Dwi Atmono A.W., M.I.Komp
NIP : 19610803 198701 1 001

()

Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si
NIP : 19660125 199002 1 001

()

Mengetahui

Kelua Jurusan Statistika FMIPA-ITS



Dr. Muhammad Mashuri, M.T
NIP. 19620408 198701 1 001

JURUSAN
STATISTIKA
SURABAYA, JULI 2015

KATA PENGANTAR

Segala puji syukur ke hadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, taufik, dan karunia-Nya sehingga penulis sehingga dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul **“Peramalan Cuaca di Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya Menggunakan Metode ARIMA dan *Vector Autoregressive* (VAR)”**. Sholawat serta salam penulis sampaikan kepada nabi muhammad saw.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Tugas Akhir ini tidak terlepas dari bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati, penulis mengucapkan terima kasih banyak kepada :

1. Ir. Dwi Atmono Agus Widodo, MI.Komp selaku dosen pembimbing dan Bapak Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si selaku co. dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan, ilmu, saran, dan waktu kepada penulis dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
2. Bapak Dr. rer. Pol. Heri Kuswanto dan Ibu Dr. Kartika Fitriasari, M.Si selaku dosen penguji atas kritik, arahan, dan saran yang membangun dalam penyusunan Tugas Akhir ini.
3. Bapak Dr. Muhammad Mashuri, MT selaku Ketua Jurusan dan Ibu Dra. Lucia Aridinanti, MT selaku Ketua Prodi S1 Statistika ITS yang telah memberikan banyak fasilitas untuk kelancaran penyelesaian Tugas Akhir ini.
4. Dr. Puhadi, M.Sc. selaku dosen wali yang telah memberikan perhatian dan bimbingan selama penulis mengikuti perkuliahan.
5. Bapak Bambang Setiajid, ST, MT selaku Kepala Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya yang telah memudahkan penulis dalam mendapatkan data.
6. Bapak Ibu Karyawan/Karyawati Statistika ITS yang telah melayani dengan baik dan membantu dalam proses pengerjaan Laporan Tugas Akhir.

7. Bapak Umar Afandi, Ibu Suarni, Muhammad Habibi, Muhammad Amin Junaidi, Asma'ul Khusnah, Ita Rahmawati, dan Annisa Trias Nurdiansari yang senantiasa memberikan motivasi, semangat, serta do'a yang tiada henti kepada penulis.
8. Keluarga besar UKM Cinta Rebana-ITS, dan teman-teman Statistika 2010 yang telah memberikan banyak pengalaman baru, ilmu yang sangat bermanfaat, dan kenangan yang tak terlupakan selama kuliah.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari kesempurnaan, sangat diharapkan saran dan kritik yang bersifat membangun untuk tahap pengembangan kedepannya. Semoga Tugas Akhir ini dapat memberikan informasi dan manfaat kepada para pembaca.

Surabaya, Juli 2015

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	2
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Manfaat Penelitian.....	3
1.5 Batasan Penelitian.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Analisis <i>Time Series</i>	5
2.2 Stasioneritas Data	5
2.3 Pemodelan <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA)	6
2.3.1 <i>Autocorrelation Function</i> (ACF)	7
2.3.2 <i>Partial Autocorrelation Function</i> (PACF)	7
2.3.3 Estimasi Parameter	7
2.3.4 Signifikansi Parameter.....	8
2.3.5 <i>Diagnostics Check of Residual</i>	8
2.4 Pemodelan <i>Vector Autoregressive</i> (VAR)	9
2.4.1 <i>Matrix Autocorrelation Function</i> (MACF)	9
2.4.2 <i>Matrix Partial Autocorrelation Function</i> (MPACF)	10
2.4.3 Pengujian <i>Granger Causality</i>	11
2.4.4 Estimasi Parameter	12
2.4.5 Signifikansi Parameter.....	12
2.4.5 <i>Diagnostics Check of Residual</i>	13
2.5 Kriteria Tingkat Akurasi Model	14

2.6 Komponen Cuaca.....	14
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian.....	17
3.2 Langkah-langkah Analisis	17
3.3 Diagram Alir.....	19
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	
4.1 Pemodelan <i>Vector Autoregressive</i> (VAR)	26
4.2 Pemodelan <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA)	33
4.2.1 Pemodelan ARIMA Data Suhu Udara.....	34
4.2.2 Pemodelan ARIMA Data Kelembaban Udara.....	36
4.2.3 Pemodelan ARIMA Data Kecepatan Angin.....	39
4.3 Kriteria Model dan Peramalan.....	41
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1 Kesimpulan.....	45
5.2 Saran	46
DAFTAR PUSTAKA	47
LAMPIRAN	49

DAFTAR GAMBAR

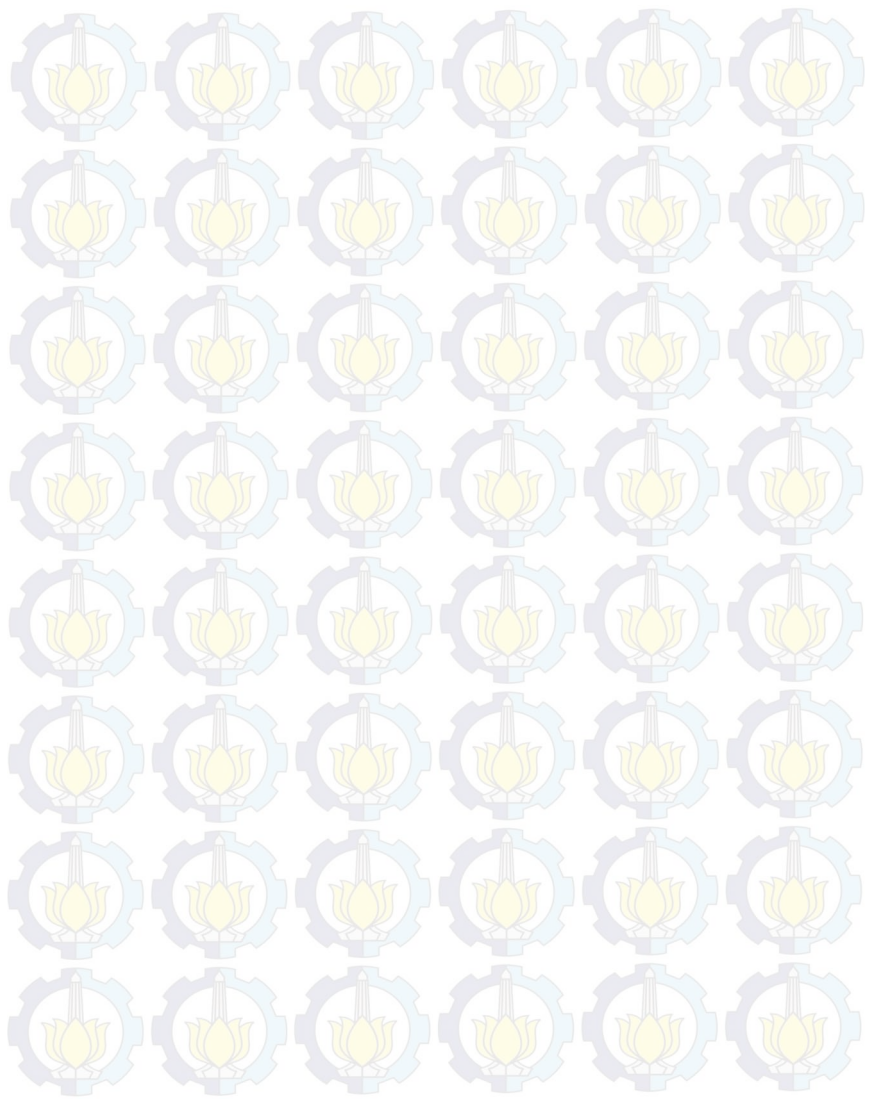
	Halaman
Gambar 3.1 Diagram Alir.....	19
Gambar 4.1 Box-plot Suhu Udara.....	22
Gambar 4.2 Box-plot Kelembaban Udara.....	23
Gambar 4.3 Box-plot Kecepatan Angin.....	25
Gambar 4.4 Transformasi Box-cox Komponen Cuaca	27
Gambar 4.5 Plot MACF Komponen Cuaca.....	28
Gambar 4.6 Plot MPACF Komponen Cuaca	28
Gambar 4.7 Plot MCCF of Residual VAR (3)	30
Gambar 4.8 Plot MCCF of Residual VAR ([1,2,3,9,12]).....	31
Gambar 4.9 <i>Time Series Plot</i> Komponen Cuaca	33
Gambar 4.10 Plot ACF dan PACF Data Suhu Udara.....	34
Gambar 4.11 Plot ACF dan PACF Data Kelembaban Udara.....	37
Gambar 4.12 <i>Autocorrelation Check of residual</i> Kelembaban Udara Iterasi I	37
Gambar 4.13 <i>Autocorrelation Check of residual</i> Kelembaban Udara Iterasi II.....	38
Gambar 4.14 Plot ACF dan PACF Data Kecepatan Angin.....	40
Gambar 4.15 Plot Data Aktual dan Prediksi Komponen Cuaca..	43



DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Transformasi Box-cox	6
Tabel 3.1 Struktur Data	17
Tabel 4.1 Karakteristik Suhu Udara (°C)	21
Tabel 4.2 Karakteristik Kelembaban Udara (%)	22
Tabel 4.3 Karakteristik Kecepatan Angin (Knot).....	24
Tabel 4.4 Matriks Korelasi Komponen Cuaca	26
Tabel 4.5 Nilai Minimum <i>Information Criteria</i> Model VAR	29
Tabel 4.6 Uji <i>Granger Causality</i> Komponen Cuaca	29
Tabel 4.7 Estimasi Parameter Model VAR ([1,2,3,9,12])	30
Tabel 4.8 Uji Multivariat Normal Menggunakan Shapiro Wilk	32
Tabel 4.9 Kriteria Tingkat Akurasi Model VAR.....	32
Tabel 4.10 Uji <i>Dickey Fuller</i>	32
Tabel 4.11 Uji Kelayakan Model ARIMA Data Suhu Udara.....	35
Tabel 4.12 Estimasi Parameter Model ARIMA Data Suhu Udara	35
Tabel 4.13 <i>Diagnostics Check of Residual</i> Data Suhu Udara	36
Tabel 4.14 Kriteria Tingkat Akurasi Model Data Suhu Udara....	36
Tabel 4.15 Uji Kelayakan Model ARIMA Data Kelembaban Udara	37
Tabel 4.16 Estimasi Parameter Model ARIMA Data Kelembaban Udara	38
Tabel 4.17 <i>Diagnostics Check of Residual</i> Data Kelembaban Udara	39
Tabel 4.18 Kriteria Tingkat Akurasi Model Data Kelembaban Udara	39
Tabel 4.19 Uji Kelayakan Model ARIMA Data Kecepatan Angin	40
Tabel 4.20 Estimasi Parameter Model ARIMA Data Kecepatan Angin	40
Tabel 4.21 <i>Diagnostics Check of Residual</i> Data Kecepatan Angin	41
Tabel 4.22 Kriteria Tingkat Akurasi Model Data Kecepatan Angin	41
Tabel 4.23 Perbandingan Model ARIMA dengan VAR	42

Tabel 4.24 Peramalan Data Komponen Cuaca Menggunakan Model ARIMA42



DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Data Suhu Udara, Kelembaban Udara dan Kecepatan Angin	49
Lampiran 2 Box-plot Suhu Udara, Kelembaban Udara dan Kecepatan Angin	50
Lampiran 3 <i>Time Series</i> plot Suhu Udara, Kelembaban Udara dan Kecepatan Angin	50
Lampiran 4 Program SAS untuk Model ARIMA.....	52
Lampiran 5 Output Program SAS untuk Model ARIMA	53
Lampiran 6 Program SAS untuk Model VAR	55
Lampiran 7 Output Program SAS untuk Model VAR	56



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Cuaca merupakan keadaan atmosfer di suatu tempat atau daerah selama periode tertentu (menit, jam, hari, bulan, musim dan seterusnya). Cuaca dibentuk oleh beberapa komponen, akan tetapi komponen utama yang membentuk cuaca yaitu suhu udara, tekanan udara, kelembaban udara dan kecepatan angin. Cuaca merupakan gejala alami yang sangat penting bagi kehidupan manusia, salah satunya yaitu pada bidang pertanian. Menurut Tim Dosen Fakultas Kehutanan Universitas Hasanuddin (2009) Hubungan antara cuaca dengan bidang pertanian yaitu cuaca dapat mempengaruhi sifat-sifat kimia dan fisika tanah serta organisme yang hidup di dalamnya, sehingga cuaca dapat berpengaruh pada kualitas produksi tanaman yang dipanen.

Indonesia mempunyai lembaga yang bertugas memantau perkembangan suhu udara, kelembaban udara dan kecepatan angin. Lembaga tersebut adalah Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG). BMKG sebagai Lembaga Pemerintah Non Departemen (LPND) adalah instansi pelayanan dan penyediaan informasi di bidang meteorologi, klimatologi dan geofisika (Harijono, 2010). Dalam menjalankan tugasnya BMKG mempunyai beberapa anak cabang, salah satu cabangnya yaitu Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya.

Pada beberapa bulan belakangan ini kondisi cuaca diberbagai daerah sedang tidak stabil, sehingga membuat masyarakat semakin sulit untuk melakukan prediksi. Ketidakstabilan kondisi cuaca tersebut yang menjadi faktor dilakukannya analisis peramalan guna mengetahui prediksi komponen utama yang membentuk cuaca berdasarkan data-data series sebelumnya. Metode yang sering digunakan untuk menyelesaikan data series yaitu menggunakan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Akan tetapi Tim Dosen Fakultas Kehutanan Universitas Hasanuddin (2009), berpendapat bahwa komponen-komponen yang membentuk cuaca tersebut saling berkaitan satu

dengan yang lainnya, apabila salah satu komponen cuaca berubah maka satu atau lebih komponen lainnya akan berubah dan perubahan secara menyeluruh itulah yang disebut perubahan cuaca. Sehingga diketahui bahwa selain memiliki keterkaitan dengan waktu sebelumnya, antar komponen cuaca juga saling mempengaruhi. Oleh karena itu, dilakukan pemodelan secara multivariate menggunakan *vector autoregressive* (VAR) dan dibandingkan dengan pemodelan secara *univariate* menggunakan ARIMA.

Penelitian sebelumnya yang membahas tentang prakiraan cuaca adalah sutikno, bekti, dan istriana (2010) Prakiraan Cauca dengan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average*, *Neural Network*, dan *Adaptive Spline Treshold Autoregressive* di Stasiun Juanda Surabaya. Kurniawan (2014) Penerapan Metode Filter Kalman dalam Perbaikan Hasil Prediksi Cuaca dengan Metode ARIMA. Tayyib dan winahju (2014) Pemodelan Kecepatan Angin di Perairan Pulau Bawean dengan Menggunakan Fungsi Transfer.

Penelitian sebelumnya yang membahas metode *Auto-regressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Vector Autoregressive* (VAR) adalah Anggraeni dan Suharsono (2014) Peramalan Penjualan Sepeda Motor Tiap Jenis di Wilayah Surabaya dan Blitar dengan Model ARIMA *Box-Jenkins* dan *Vector Autoregressive* (VAR). Diperoleh hasil bahwa ada kecenderungan model yang digunakan adalah ARIMA (1,1,0) Sedangkan untuk model VAR didapatkan VARIMA (1,1,0).

Berdasarkan pemaparan diatas, permasalahan yang dibahas dalam penelitian ini adalah peramalan cuaca dengan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Vector Autoregressive* (VAR). Pemodelan VAR dilakukan karena adanya indikasi bahwa pada komponen cuaca terdapat hubungan timbal balik.

1.2 Rumusan Masalah

Pada beberapa bulan belakangan ini kondisi cuaca diberbagai daerah sedang tidak stabil, sehingga membuat masyarakat semakin sulit untuk melakukan prediksi. Kondisi

cuaca mempunyai pengaruh dibidang pertanian, salah satu pengaruhnya yaitu kualitas produksi tanaman yang dipanen bergantung pada kondisi cuaca. Pentingnya mengetahui kondisi cuaca dibidang pertanian membuat peneliti tertarik untuk melakukan analisis peramalan guna mengetahui prediksi komponen utama yang membentuk cuaca berdasarkan data-data series sebelumnya. Karena diduga bahwa selain memiliki keterkaitan dengan kejadian pada waktu sebelumnya, antar komponen cuaca juga saling mempengaruhi. Maka dilakukan analisis secara multivariat menggunakan metode *Vector Autoregressive* (VAR) dan akan dibandingkan dengan hasil secara univariat menggunakan metode ARIMA.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut :

- 1 Mendeskripsikan variabel suhu udara, kelembaban udara serta kecepatan angin hasil pemantauan Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya.
- 2 Pemodelan VAR menggunakan data komponen cuaca hasil pemantauan Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya.
- 3 Memodelkan data suhu udara, kelembaban udara serta kecepatan angin hasil pemantauan Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya menggunakan ARIMA.
- 4 Mengetahui perbandingan model peramalan menggunakan metode ARIMA dengan VAR.

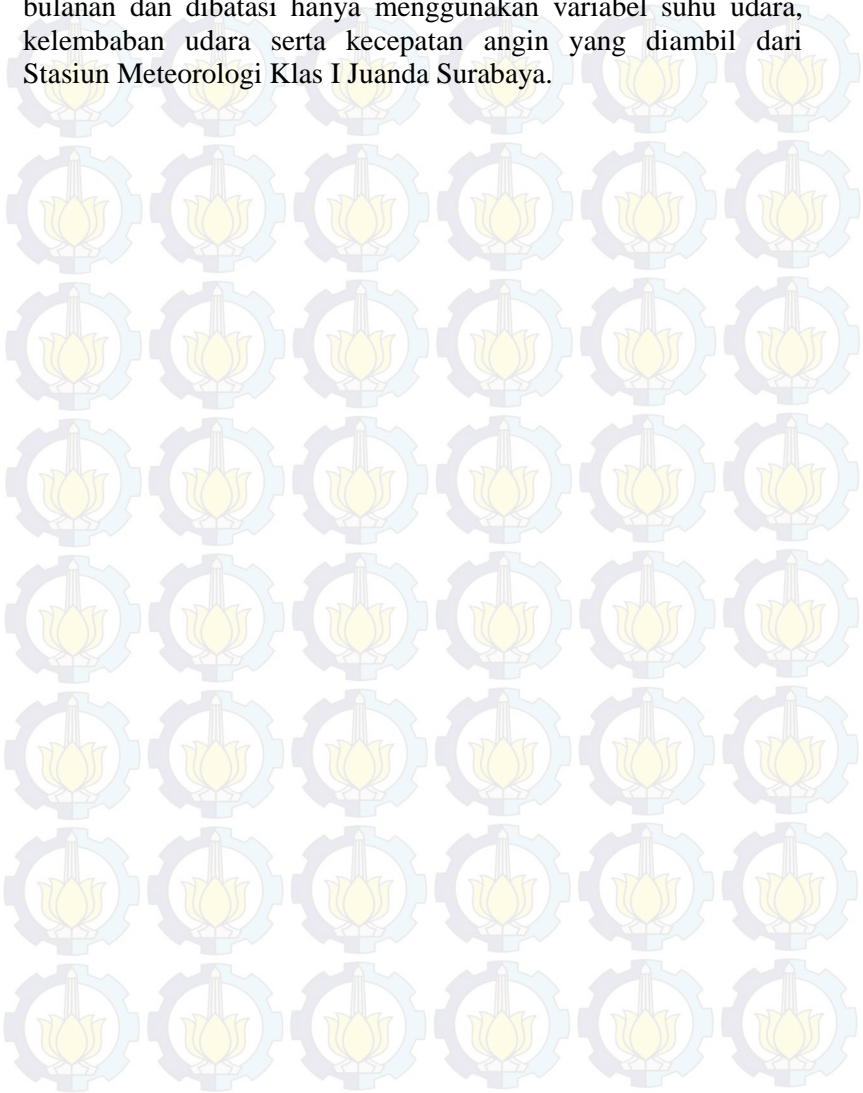
1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian Tugas Akhir ini memberikan manfaat bagi para pembaca mengenai pola hubungan komponen yang membentuk cuaca. Menambah informasi tentang pemodelan yang sesuai dengan data komponen cuaca hasil pengamatan Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya.

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi tambahan kepada Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya mengenai hasil peramalan, sehingga nantinya dapat dijadikan sebagai bahan pertimbangan dalam memberikan informasi.

1.5 Batasan Masalah

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data bulanan dan dibatasi hanya menggunakan variabel suhu udara, kelembaban udara serta kecepatan angin yang diambil dari Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Vector Autoregressive* (VAR) yang diterapkan pada studi kasus kondisi cuaca hasil pemantauan Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya.

2.1 Analisis Time Series

Time series merupakan serangkaian pengamatan yang berurutan berdasarkan waktu. Pembahasan dalam analisis *time series* yaitu mengkaji tentang pemodelan dari suatu data dan perkiraan dimasa yang akan mendatang. Analisis *time series* merupakan salah satu dari serangkaian pengamatan berdasarkan interval waktu secara berurutan untuk memprediksi dimasa yang akan datang.

Analisis *time series* dibedakan menjadi 2 (dua), jika ditinjau dari penggunaan data yaitu *univariate* dan *multivariate time series*. *Univariate time series* merupakan analisis *time series* yang hanya menggunakan satu variabel. Sedangkan *multivariate time series* merupakan analisis *time series* yang menggunakan beberapa variabel dalam penelitian karena diduga variabel tersebut saling berkaitan.

2.2 Stasioneritas Data

Pada *time series*, stasioneritas data dibedakan menjadi 2 (dua) yaitu stasioner terhadap *varians* dan stasioner terhadap *mean*. Deret dikatakan stasioner dalam *varians* apabila data menyebar disekitar garis dengan fluktuasi yang konstan. Apabila data tidak stasioner terhadap *varians* maka dilakukan transformasi Box-cox dengan persamaan umum sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (2.1)$$

Adapun transformasi Box-cox dengan nilai λ tertentu diasjikan pada tabel 2.1.

Tabel 2.1 Transformasi Box-cox

Nilai λ	Transformasi
-1	$1/Z_t$
-0.5	$1/\sqrt{Z_t}$
0	$\ln Z_t$
0.5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t (Tidak ditransformasi)

Stasioner terhadap *mean* dapat diketahui dari plot data *time series*. Apabila *time series* plot membentuk pola tren (meningkat atau menurun), maka data membutuhkan proses *differencing*, bentuk umum proses *differencing* dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$(1 - B)^d Z_t = a_t \quad (2.2)$$

2.3 Pemodelan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA merupakan gabungan dari model *Autoregressive* (AR) dan model *Moving Average* (MA) serta proses *differencing* orde d . Bentuk umum dari model ARIMA (p, d, q) dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\alpha_t \quad (2.3)$$

dengan

$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B^1 - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$, merupakan orde AR

$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B^1 - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$, merupakan orde MA

$\theta_0 = \mu(1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p)$, adalah Tren deterministik

α_t = nilai residual pada saat t .

Jika d bernilai 0, maka θ_0 adalah mean dari proses, sedangkan jika $d \geq 1$ maka θ_0 adalah koefisien tren deterministik. Secara umum, model ARIMA musiman *multiplicative* dapat dituliskan sebagai ARIMA $(P, D, Q)^S$. Model *Box-Jenkins multiplicative* untuk pemodelan ARIMA musiman adalah sebagai berikut :

$$\Phi_P(B^S)\phi_p(B)(1 - B)^d(1 - B)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\alpha_t \quad (2.4)$$

dengan

$$\Phi_p(B^S) = (1 - \Phi_1(B^S) - \Phi_2(B^{2S}) - \dots - \Phi_p(B^{pS}))$$

$$\Theta_Q(B^S) = (1 - \Theta_1(B^S) - \Theta_2(B^{2S}) - \dots - \Theta_Q(B^{QS}))$$

2.3.1 Autocorrelation Function (ACF)

Autocorrelation Function (ACF) merupakan fungsi yang mendeteksi keeratan hubungan linear antara pengamatan Z_t dan Z_{t+k} pada data *time series*. Persamaan umum dari ACF dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.5)$$

dengan

$\bar{Z} = \sum_{t=1}^n Z_t / n$, merupakan nilai rata-rata dari data *time series*.

2.3.2 Partial Autocorrelation function (PACF)

Partial Autocorrelation function (PACF) merupakan fungsi autokorelasi antara Z_t dan Z_{t+k} setelah hubungan dependensi linier variabel $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1}$ terhadap Z_{t+k} yang telah dihilangkan. Perhitungan nilai sampel PACF diawali dari $\hat{\phi}_{11} = \hat{\rho}_1$ dan untuk nilai $\hat{\phi}_{kk}$ dapat dihitung dengan persamaan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2.6)$$

dengan

$$\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k,k+1-j} \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (2.7)$$

2.3.3 Estimasi Parameter

Ada beberapa metode untuk estimasi parameter model ARIMA, salah satunya yaitu *Least Square Estimation* (Cryer, 2008). Konsep dari metode *Least Square Estimation* yaitu meminimumkan jumlah kuadrat *error*.

$$\alpha_t = (Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu) \quad (2.8)$$

Saat observasi Z_1, Z_2, \dots, Z_n , maka hanya dapat menjumlahkan nilai $t=2$ sampai $t=n$. sehingga didapatkan fungsi sebagai berikut (Cryer, 2008) :

$$S_c(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)]^2 \quad (2.9)$$

Saat fungsi $S_c(\phi, \mu)$ diturunkan terhadap μ dan ϕ , maka diperoleh estimasi sebagai berikut :

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - Z)(Z_{t-1} - Z)}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - Z)^2} \quad (2.10)$$

2.3.4 Signifikansi Parameter

Parameter suatu model harus signifikan agar dapat dimasukkan ke dalam model. Signifikasi parameter dapat diketahui dengan uji t sebagai berikut :

Hipotesis : $H_0 : \phi = 0$

$H_1 : \phi \neq 0$

Statistik uji :

$$t = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})} \quad (2.11)$$

Tolak H_0 jika $|t| > t_{\frac{\alpha}{2}, (n-m)}$ atau p-value $> \alpha$ (0.05), dengan n adalah banyaknya observasi dan m adalah banyaknya parameter yang ditaksir.

2.3.5 Diagnostics Check of Residual

Pengecekan diagnostik terhadap residual yaitu asumsi bahwa residual *white noise* dan berdistribusi normal. Pengujian asumsi *white noise* dapat dilakukan menggunakan Ljung-box test sebagai berikut :

Hipotesis : $H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, K$

Statistik uji :

$$Q = n(n+2) \sum_{i=1}^K \frac{\hat{\rho}_i^2}{(n-i)} \quad (2.12)$$

Tolak H_0 jika $Q > \chi_{\alpha, (K-p+q)}^2$ atau p-value $< \alpha$ (0.05), dengan p dan q merupakan lag pada ARIMA.

Pemeriksaan asumsi residual berdistribusi normal dilakukan dengan uji *Kolmogorov Smirnov* sebagai berikut :

Hipotesis : $H_0 : F(x) = F_0(x)$

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$

Statistik uji :

$$D = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \quad (2.13)$$

dengan : $S(x)$ = nilai distribusi kumulatif sampel

$F_0(x)$ = nilai distribusi kumulatif distribusi normal

SUP = nilai supremum untuk semua x dari

$$|S(x) - F_0(x)|$$

Tolak H_0 jika $D > D_{(1-\alpha),n}$ atau $p\text{-value} < \alpha$ (0.05), dengan $D_{(1-\alpha),n}$ merupakan nilai tabel dan n merupakan banyaknya observasi.

2.4 Pemodelan Vector Autoregressive (VAR)

Salah pemodelan time series yang bersifat *multivariate* yaitu *Vector Autoregressive* (VAR). VAR merupakan suatu pemodelan *time series* pada variabel Z_1, Z_2, \dots, Z_n yang saling berhubungan dan pengamatan deret waktunya juga berhubungan. Secara umum model VAR (p) dapat dituliskan sebagai berikut (Lutkepohl, 2005) :

$$Z_t = \mu + \Phi_1 Z_{t-1} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} \quad (2.14)$$

Apabila model VAR (p) dijabarkan menjadi model VAR (1) pada 3 variabel, maka didapatkan persamaan matriks sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} Z_{1,t} \\ Z_{2,t} \\ Z_{3,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \mu_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{111} & \phi_{112} & \phi_{113} \\ \phi_{121} & \phi_{122} & \phi_{123} \\ \phi_{131} & \phi_{132} & \phi_{133} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-1} \\ Z_{2,t-1} \\ Z_{3,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha_{1,t} \\ \alpha_{2,t} \\ \alpha_{3,t} \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

atau dapat dituliskan sebagai berikut :

$$Z_{1,t} = \mu_1 + \phi_{111}Z_{1,t-1} + \phi_{112}Z_{2,t-1} + \phi_{113}Z_{3,t-1} + \alpha_{1,t}$$

$$Z_{2,t} = \mu_2 + \phi_{121}Z_{1,t-1} + \phi_{122}Z_{2,t-1} + \phi_{123}Z_{3,t-1} + \alpha_{2,t}$$

$$Z_{3,t} = \mu_3 + \phi_{131}Z_{1,t-1} + \phi_{132}Z_{2,t-1} + \phi_{133}Z_{3,t-1} + \alpha_{3,t}$$

2.4.1 Matrix Autocorrelation Function (MACF)

Matrix Autocorrelation Function (MACF) merupakan korelasi dari beberapa variabel yang disusun dalam matrik. Suatu

vektor *time series* dari n observasi $\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \dots, \mathbf{Z}_n$, maka persamaan sampel *correlation matrix* adalah sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\hat{\boldsymbol{\rho}}(k) = [\hat{\rho}_{ij}(k)] \quad (2.16)$$

Sampel *cross-correlation* pada komponen *series* ke- i dan ke- j adalah sebagai berikut :

$$\hat{\rho}_{ij}(k) = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_{i,t} - \bar{Z}_i)(Z_{j,t+k} - \bar{Z}_j)}{\left[\sum_{t=1}^n (Z_{i,t} - \bar{Z}_i)^2 \sum_{t=1}^n (Z_{j,t} - \bar{Z}_j)^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (2.17)$$

dengan \bar{Z}_i dan \bar{Z}_j merupakan sampel rata-rata dari komponen *series* yang berhubungan.

Matriks $\hat{\boldsymbol{\rho}}(k)$ akan rumit apabila saat vektor mempunyai jumlah yang banyak. Maka dari itu Tia dan Box (1981) dalam Wei (2006) memperkenalkan metode untuk meringkas matriks korelasi sampel tersebut. Metode itu dinotasikan dengan simbol (+), (-) dan (\cdot) dalam korelasi ke (i,j) . Simbol (+) untuk nilai korelasi sampel yang lebih besar dari 2 kali *standard error* (batas atas). Simbol (-) untuk nilai korelasi sampel yang lebih kecil dari -2 kali *standard error* (batas bawah). Simbol (\cdot) untuk nilai korelasi sampel yang terletak diantara 2 dan -2 kali *standard error*.

2.4.2 Matrix Partial Autocorrelation Function (MPACF)

Apabila *Partial Autocorrelation Function* pada *time series* univariat dapat digunakan untuk menentukan orde dari model AR (p), maka *partial lag correlation matrix* dapat digunakan untuk mengidentifikasi model vektor AR (p). Apabila diketahui korelasi antar residual vektor yaitu (Wei, 2006) :

$$\begin{aligned} \mathbf{U}_{s-1,t+s} &= \mathbf{Z}_{t+s} - \alpha_{s-1,1} \mathbf{Z}_{t+s-1} - \dots - \alpha_{s-1,s-1} \mathbf{Z}_{t+1} \\ &= \begin{cases} \mathbf{Z}_{t+s} - \sum_{k=1}^{s-1} \alpha_{s-1,k} \mathbf{Z}_{t+s-k} & s \geq 2 \\ \mathbf{Z}_{t+1} & s = 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (2.18)$$

dan

$$\begin{aligned} \mathbf{V}_{s-1,t} &= \mathbf{Z}_t - \beta_{s-1,1} \mathbf{Z}_{t+1} - \dots - \beta_{s-1,s-1} \mathbf{Z}_{t+s-1} \\ &= \begin{cases} \mathbf{Z}_t - \sum_{k=1}^{s-1} \beta_{s-1,k} \mathbf{Z}_{t+k} & s \geq 2 \\ \mathbf{Z}_t & s = 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (2.19)$$

dengan $V_u(s)$ adalah $Var(U_{s-1,t+s})$, $V_v(s)$ adalah $Var(V_{s-1,t})$, dan $V_{vu}(s)$ adalah $Cov(V_{s-1,t}, U_{s-1,t+s})$ serta $V'_{vu}(s)$ adalah $Cov(U_{s-1,t+s}, V_{s-1,t})$. Maka *partial lag autocorrelation matrix* adalah sebagai berikut (Heyse dan Wei 1985a, b) dalam (Wei, 2006) :

$$P(s) = [D_v(s)]^{-1} V_{vu}(s) [D_u(s)]^{-1} \quad (2.20)$$

dengan $D_v(s)$ adalah diagonal matrix dimana elemen diagonal ke- i adalah akar elemen diagonal ke- i dari $V_v(s)$. $D_u(s)$ didefinisikan sama halnya $V_u(s)$. Sama halnya dengan matriks korelasi sampel, Tiao dan Box (1981) juga melakukan pendekantan metode untuk meringkas matriks $P(s)$ dengan notasi (+), (-) dan (\cdot).

2.4.3 Pengujian Granger Causality

Uji *granger causality* merupakan suatu metode analisis yang digunakan untuk menjelaskan pola hubungan timbal balik atau satu arah saja. Uji *granger causality* melihat pengaruh masa lalu terhadap kondisi sekarang sehingga sesuai jika digunakan untuk data *time series*. Secara umum bentuk model dari *granger causality* adalah sebagai berikut (Gujarati, 2004).

$$Y_t = \sum_{i=1}^n \alpha_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^n \beta_j Y_{t-j} + \alpha_{1t} \quad (2.21)$$

dengan

X_{t-i} = lag dari X_t , $i = 1, 2, \dots, n$

Y_{t-j} = lag dari Y_t , $j = 1, 2, \dots, n$

n = panjang lag

α_{1t} = residual

Hipotesis yang digunakan pada uji *granger causality* adalah sebagai berikut.

H_0 : $\sum_i^n \alpha_i = 0$

H_1 : $\sum_i^n \alpha_i \neq 0$

Penentuan jumlah lag dapat menggunakan kriteria *Akaike's Information Criteria* (AIC) atau *Schwarz Information Criteria* (SIC). Statistik uji yang digunakan pada *granger causality* adalah sebagai berikut.

$$F = \frac{(RSS_R - RSS_{UR})/m}{RSS_{UR}/(p-k)} \quad (2.22)$$

dengan

RSS_R = residual *sum of square* yang di restriksi

RSS_{UR} = residual *sum of square* sebelum di restriksi (*unrestricted*)

p = banyaknya parameter

k = jumlah parameter yang diestimasi di model *unrestricted* tolak H_0 apabila nilai statistik hitung (F) lebih besar dari pada $\chi^2_{(2n, 1-\alpha)}$.

2.4.4 Estimasi Parameter

Setelah dilakukan identifikasi model dan diketahui orde dari *vector autoregressive* (VAR), langkah selanjutnya yaitu melakukan estimasi parameter pada model VAR. Salah satu metode estimasi yang dapat digunakan yaitu metode *Least Square Estimation*. Sama halnya dengan univariat, metode ini bekerja dengan meminimumkan jumlah kuadrat error. Berdasarkan model umum VAR (p) pada persamaan (2.14) maka dapat dituliskan persamaan sebagai berikut :

$$Y = X\beta + e \quad (2.23)$$

dengan

$$Y = \begin{bmatrix} Z'_{p+1} \\ \vdots \\ Z'_n \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} 1 & Z'_p & \dots & Z'_1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & Z'_{n-1} & \dots & Z'_{n-p} \end{bmatrix}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \mu' \\ \Phi_1 \\ \vdots \\ \Phi_p \end{bmatrix} \quad e = \begin{bmatrix} \alpha'_{p+1} \\ \alpha'_{p+2} \\ \vdots \\ \alpha'_n \end{bmatrix}$$

Maka estimasi dengan pendekatan Least Square Estimation untuk $\hat{\beta}$ adalah sebagai berikut :

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'Y \quad (2.24)$$

2.4.5 Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter hasil penaksiran parameter perlu diuji dengan statistik uji t dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : \hat{\Phi}_i = 0$$

$$H_1 : \hat{\Phi}_i \neq 0$$

dengan statistic uji sebagai berikut:

$$t = \frac{\hat{\Phi}_i}{\text{Stdev}(\hat{\Phi}_i)} \quad (2.25)$$

Tolak H_0 jika $|t| > t_{\frac{\alpha}{2}(n-m)}$ atau $p\text{-value} > \alpha$ (0.05), dengan n adalah banyaknya observasi dan m adalah banyaknya parameter yang ditaksir.

2.4.6 Diagnostics Check of Residual

Diagnostic check bertujuan untuk mengetahui model yang telah terbentuk telah memenuhi asumsi yang telah ditetapkan atau belum. Uji asumsi yang harus dipenuhi yaitu asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal multivariat. Pengujian asumsi *white noise* dilakukan dengan uji *Portmanteau* dengan hipotesis sebagai berikut :

$H_0 : \mathbf{R}_h = (R_1, R_2, \dots, R_h) = 0$ (*white noise*)

$H_1 : \mathbf{R}_h \neq 0$ (tidak *white noise*)

dengan statistik uji sebagai berikut (Lutkepohl, 2005) :

$$\begin{aligned} Q_h &= T \sum_{i=1}^h \text{tr}(\hat{R}_i' \hat{R}_u^{-1} \hat{R}_i \hat{R}_u^{-1}) \\ &= T \sum_{i=1}^h \text{tr}(\hat{R}_i' \hat{R}_u^{-1} \hat{R}_i \hat{R}_u^{-1} \hat{D}^{-1} \hat{D}) \\ &= T \sum_{i=1}^h \text{tr}(\hat{D} \hat{R}_i' \hat{D} \hat{D}^{-1} \hat{R}_u^{-1} \hat{D}^{-1} \hat{D} \hat{R}_i \hat{D} \hat{D}^{-1} \hat{R}_u^{-1} \hat{D}) \\ &= T \sum_{i=1}^h \text{tr}(\hat{C}_i' \hat{C}_0^{-1} \hat{C}_i \hat{C}_0^{-1}) \end{aligned} \quad (2.26)$$

dengan T merupakan ukuran sampel dan \hat{C}_i' merupakan matriks autokovarians dari vektor residual \hat{a}_t . Tolak H_0 jika nilai $Q_h > \chi^2$ atau $p\text{-value} < \alpha$ (0.05).

Pengujian residual berdistribusi multivariat normal dilakukan menggunakan uji *Shapiro-Wilk's* dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : berdistribusi multivariat normal

H_1 : tidak berdistribusi multivariat normal

$\{\alpha_i\}$ digunakan untuk statistik uji W , sehingga didapatkan persamaan sebagai berikut.

$$\alpha_i = \sum_{j=1}^n \frac{m_j v^{ij}}{c} \quad (2.27)$$

dengan

$$m_j = E(x_i), (i=1, 2, \dots, n)$$

$$V = v^{ij} = \text{cov}(x_i, x_j), (i, j=1, 2, \dots, n)$$

$$C = \sqrt{m' V^{-1} V^{-1} m}$$

dimana $x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n$ merupakan sampel random dari distribusi normal dengan mean 0 dan varians 1 atau $N(0,1)$.

Kriteria penolakan adalah apabila nilai signifikansi lebih besar dari α (0.05).

2.5 Kriteria Tingkat Akurasi Model

Pada pemodelan ARIMA, model terbaik dari beberapa model dapat dilakukan dengan menggunakan akurasi RMSE dan SMAPE berdasarkan kriteria *out-sample*.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n}} \quad (2.28)$$

dan

$$sMAPE = \text{mean} \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{(Z_t + \hat{Z}_t)/2} \times 100\% \quad (2.29)$$

Pada pemodelan VAR, untuk model terbaik dapat menggunakan RMSE dan sMAPE berdasarkan *out-sample* secara univariat, dan salah satu kriteria *in-sample* dapat dilakukan dengan *Akaike's Information Criteria* (AIC).

$$AIC(p) = \ln|\hat{\Sigma}| + \frac{2pm^2}{n} \quad (2.30)$$

Model VAR (p) dengan lag ke- p dan ukuran sampel n , sedangkan m merupakan derajat bebas dalam model dan $|\hat{\Sigma}|$ adalah estimasi matriks varians kovarians.

2.6 Komponen Cuaca

Cuaca merupakan keadaan atmosfer di suatu tempat atau daerah selama periode tertentu (menit, jam, hari, bulan, musim dst). Ada beberapa komponen utama yang berpengaruh terhadap cuaca diantaranya yaitu suhu udara, kelembaban udara dan kecepatan angin. Komponen-komponen tersebut saling berkaitan satu dengan yang lainnya. Apabila salah satu komponen berubah maka satu atau lebih komponen lainnya akan ikut berubah, perubahan secara menyeluruh itulah yang dinamakan perubahan cuaca.

Suhu udara dan kelembaban udara mempunyai hubungan yang erat. Kelembaban udara mempunyai sifat berbanding terbalik dengan suhu udara. Semakin tinggi suhu udara, maka

prosentase kelembaban udara akan semakin kecil. Hal ini dikarenakan dengan tingginya suhu udara akan terjadi pengembunan pada molekul air yang dikandung udara, sehingga muatan air dalam udara menurun.

Perbedaan suhu udara menjadi penyebab terjadinya perbedaan tekanan udara, sehingga udara dapat mengalir atau bergerak membentuk angin. Angin mempunyai peranan penting dalam mengontrol suhu udara maupun kelembaban udara. Sama halnya dengan kelembaban udara dan suhu udara, angin mempunyai sifat keterbalikan dengan kelembaban udara. Semakin rendah pergerakan angin maka kadar kelembaban udara akan semakin tinggi.

Suhu udara merupakan derajat panas dari aktivitas molekul dalam atmosfer. Alat yang digunakan untuk mengukur suhu udara disebut termometer. Biasanya pengukuran suhu udara dinyatakan dalam skala celcius (C), reamur (R) dan fahrenheit (F).

Kelembaban udara merupakan banyaknya uap air yang terkandung dalam massa udara pada saat dan tempat tertentu. Alat untuk mengukur kelembaban udara disebut psychrometer atau hygrometer.

Kecepatan angin merupakan udara yang bergerak dari daerah bertekanan udara tinggi menuju daerah yang bertekanan rendah. Kecepatan angin dapat diukur dengan suatu alat yang disebut anemometer.



BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data cuaca yang meliputi suhu udara, kelembaban udara dan kecepatan angin. Data yang digunakan merupakan data bulanan periode Januari 2010 sampai dengan Desember 2014 yang diperoleh dari hasil pengamatan Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya. Data tersebut dibagi menjadi dua yaitu *in-sample* sebanyak 54 data dan *out-sample* sebanyak 6 data pada tiap unsurnya.

Variabel yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

- a. $Z_{1,t}$: Suhu udara ($^{\circ}\text{C}$)
- b. $Z_{2,t}$: Kelembaban udara (%)
- c. $Z_{3,t}$: Kecepatan angin (*Knot*)

dengan struktur data sebagai berikut :

Tabel 3.1 Struktur data

t	Bulan	Tahun	$Z_{1,t}$	$Z_{2,t}$	$Z_{3,t}$
1	Januari	2010	$Z_{1,1}$	$Z_{2,1}$	$Z_{3,1}$
2	Februari	2010	$Z_{1,2}$	$Z_{2,2}$	$Z_{3,2}$
3	Maret	2010	$Z_{1,3}$	$Z_{2,3}$	$Z_{3,3}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
60	Desember	2014	$Z_{1,60}$	$Z_{2,60}$	$Z_{3,60}$

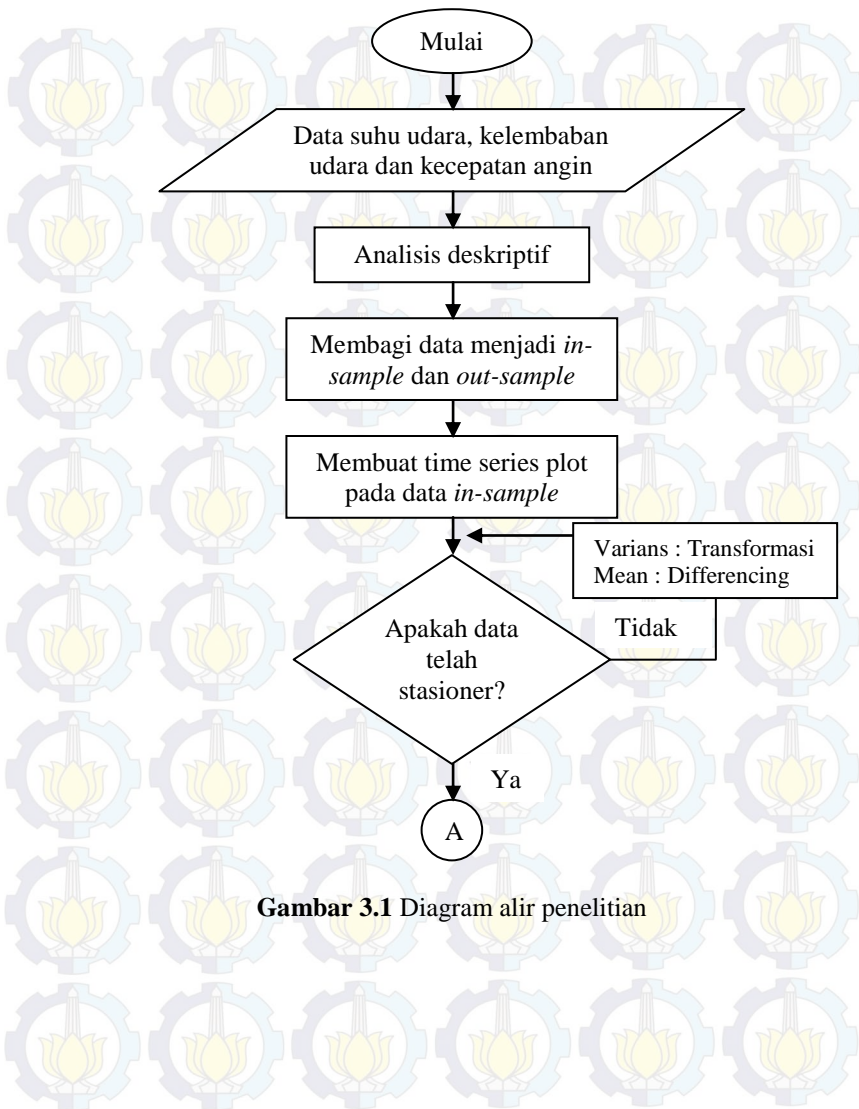
3.2 Langkah-Langkah Analisis

Langkah-langkah analisis dalam penelitian ini dibagi menjadi 4 (tiga) sub bahasan yaitu:

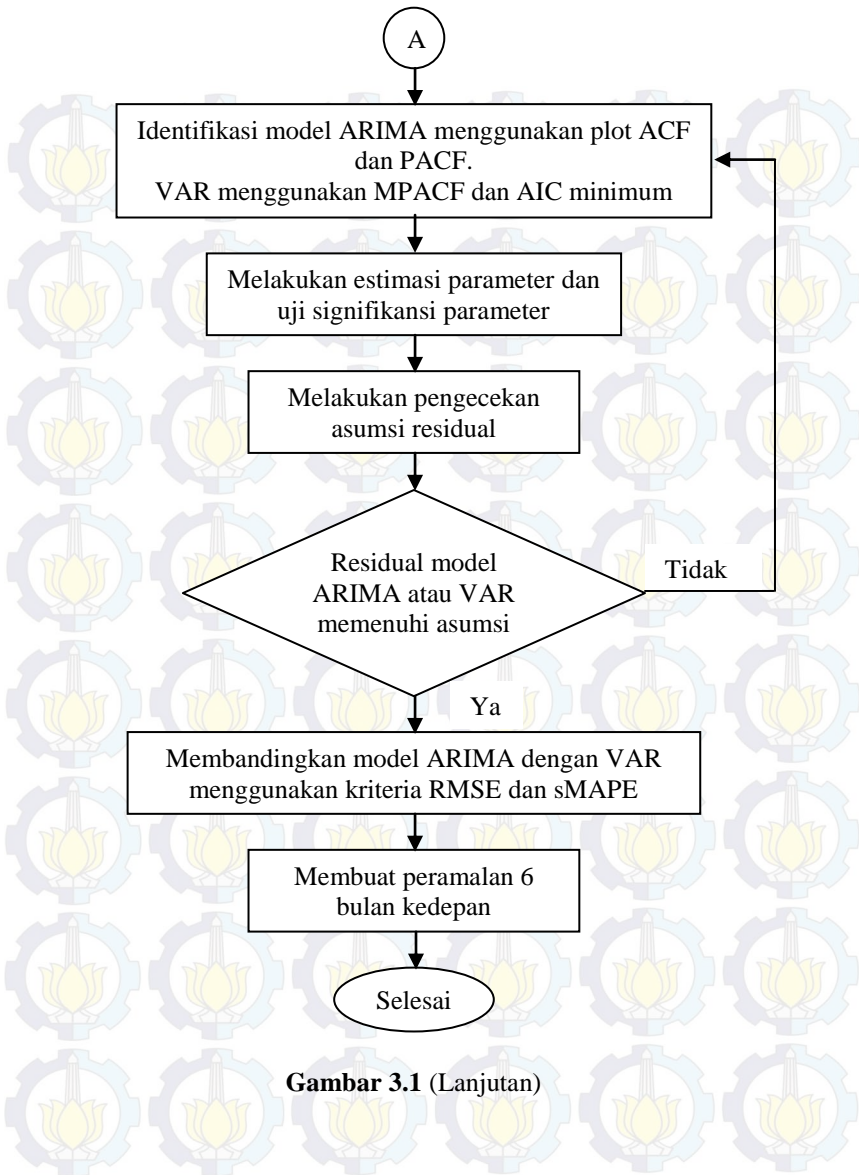
- a. Mendeskripsikan variabel-variabel penelitian dengan menggunakan statistika deskriptif.
- b. Pemodelan *Vector Autoregressive* (VAR)
 1. pemodelan VAR diawali dengan membagi data menjadi dua bagian yaitu *in-sample* dan *out-sample*

2. Melakukan uji stasioneritas data menggunakan transformasi Box-cox untuk melihat stasioneritas terhadap *varians* dan plot MACF untuk melihat stasioneritas terhadap *mean*
 3. Identifikasi model VAR menggunakan plot MPACF atau dengan memilih nilai AIC terkecil dalam menentukan orde VAR
 4. Pengecekan terhadap signifikansi parameter model VAR
 5. Pengecekan diagnostik residual yang meliputi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal multivariat
 6. Mencari model yang paling tepat menggunakan kriteria tingkat akurasi model dengan kriteria RMSE, sMAPE dan AIC
- c. Pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)
1. Membagi data menjadi dua bagian yaitu *in-sample* dan *out-sample*
 2. Melihat pola data menggunakan *time series plot*.
 3. Melakukan uji stasionertias menggunakan transformasi Box-cox untuk melihat stasioneritas data terhadap *varians* dan menggunakan plot *Autocorrelation Function* (ACF) untuk melihat stasioner terhadap *mean*.
 4. Identifikasi model menggunakan plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk menentukan orde ARIMA
 5. Pengecekan terhadap signifikansi parameter model ARIMA
 6. Pengecekan diagnostik residual yang meliputi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal
 7. Mencari model yang paling tepat menggunakan kriteria tingkat akurasi model dengan kriteria RMSE dan sMAPE
- d. Melakukan perbandingan model ARIMA dengan model VAR menggunakan kriteria RMSE dan sMAPE berdasarkan *out-sample*. Setelah didapatkan model yang terbaik, maka dilakukan peramalan menggunakan data penuh (gabungan *in-sample* dan *out-sample*) untuk periode Januari-Juni 2015.

3.3 Diagram Alir



Gambar 3.1 Diagram alir penelitian



Gambar 3.1 (Lanjutan)

BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

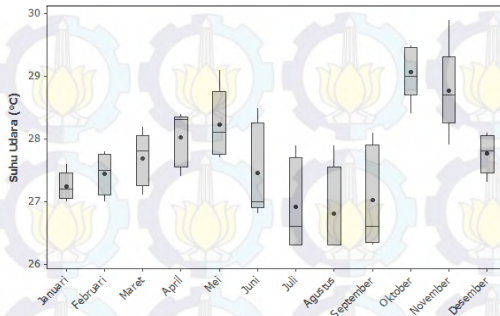
Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika menyediakan berbagai macam informasi, salah satu informasi yang dapat diperoleh yaitu mengenai kondisi cuaca. Data kondisi cuaca hasil pengamatan Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya yaitu dari bulan Januari 2010 sampai dengan bulan Desember 2014 dibedakan menjadi 3 komponen yaitu suhu udara, kelembaban udara dan kecepatan angin. Karakteristik suhu udara hasil pengamatan Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya disajikan pada tabel 4.1.

Tabel 4.1 Karakteristik suhu udara (°C)

Bulan	Rata-rata	Minimum	Maksimum
Januari	27.24	22.4	34.8
Februari	27.44	22.4	34.0
Maret	27.68	22.8	34.5
April	28.02	23.0	35.0
Mei	28.22	21.1	33.2
Juni	27.46	20.4	34.0
Juli	26.92	20.6	33.4
Agustus	26.80	20.0	33.1
September	27.02	20.6	34.3
Oktober	29.06	22.5	35.8
November	28.76	22.2	35.4
Desember	27.76	22.2	34.8

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata suhu udara tertinggi terjadi pada bulan Oktober yaitu 29,06°C dengan rentang suhu udara mulai 22,5°C sampai dengan 35,8°C. Suhu udara dengan rata-rata paling rendah terjadi pada bulan Agustus yaitu 26,80°C dengan rentang suhu udara mulai 20.0°C sampai dengan 33,1°C. Pola data suhu udara hasil pengamatan Stasiun

Meteorologi Klas I Juanda Surabaya tiap bulannya disajikan pada gambar 4.1.



Gambar 4.1 Box-plot suhu udara

Berdasarkan gambar 4.1 diketahui bahwa pada data suhu udara tidak terdapat pencilan. Secara visual nilai median yang ditunjukkan oleh garis ditengah kotak dan nilai rata-rata yang ditunjukkan simbol (•) pada diagram box-plot mempunyai nilai median maupun rata-rata yang berbeda-beda pada tiap bulannya. Hal ini menunjukkan bahwa pola data tiap bulan tidak simetris jika ditinjau dari nilai median dan nilai rata-rata tiap bulannya.

Diagram box-plot suhu udara menunjukkan adanya kecenderungan nilai median di bawah (lebih kecil dari) nilai rata-rata (•) yang ditunjukkan simbol (•) yang berada diatas garis median. Pada bulan Januari, Mei, Juni, Juli, Agustus, September, Oktober dan November mempunyai nilai median yang lebih kecil dari pada nilai rata-rata tiap bulannya. Sebaliknya, pada bulan Februari, Maret, April dan Desember mempunyai nilai median yang lebih besar dibandingkan dengan nilai rata-rata pada tiap bulannya.

Karakteristik kelembaban udara hasil pengamatan Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya dari bulan Januari 2010 sampai dengan bulan Desember 2014 disajikan pada tabel 4.2.

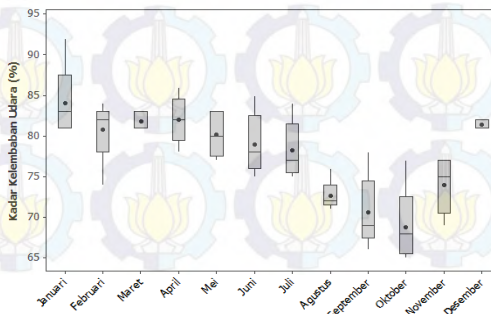
Tabel 4.2 Karakteristik kelembaban udara (%)

Bulan	Rata-rata	Minimum	Maksimum
Januari	84.0	52	99
Februari	80.8	53	98

Tabel 4.2 (Lanjutan)

Bulan	Rata-rata	Minimum	Maksimum
Maret	81.8	49	97
April	82.0	53	98
Mei	80.2	46	98
Juni	79.0	43	97
Juli	78.2	43	95
Agustus	72.6	39	96
September	70.6	24	95
Oktober	68.8	31	97
November	74.0	33	98
Desember	81.4	45	99

Tabel 4.2 menunjukkan rata-rata kelembaban udara yang paling tinggi terjadi pada bulan Januari yaitu 84,0% dengan rentang kelembaban udara mulai 52% sampai dengan 99%. Sedangkan rata-rata kadar kelembaban udara paling rendah terjadi pada bulan Oktober yaitu 68,8% dengan rentang kelembaban udara mulai 31% sampai dengan 97%. Hal ini menunjukkan bahwa pada bulan Januari cenderung terjadi hujan lebat, sedangkan pada bulan Oktober mengalami kondisi yang sebaliknya yaitu terjadi kemarau atau tidak ada hujan. Sebaran pola data kelembaban udara hasil pengamatan Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya tiap bulannya disajikan pada gambar 4.2.



Gambar 4.2 Box-plot kelembaban udara

Berdasarkan 4.2 diketahui bahwa pada kelembaban udara tidak terdapat pencilan. Nilai median pada data kelembaban udara mempunyai nilai yang berbeda-beda pada tiap bulannya, begitu pula dengan nilai rata-rata bulanan. Hal ini menunjukkan bahwa data bulanan tidak simetri jika ditinjau dari nilai median dan nilai rata-rata tiap bulannya.

Diagram box-plot menunjukkan adanya kecenderungan bahwa nilai median di bawah (lebih kecil dari) nilai rata-rata bulanan (\bullet). Pada bulan Januari, Maret, Mei, Juni, Juli, Agustus, September, Oktober dan Desember mempunyai nilai median yang lebih kecil dibandingkan dengan nilai rata-rata tiap bulanan. Sebaliknya, pada bulan Februari dan November mempunyai nilai median yang lebih besar dari pada nilai rata-rata tiap bulannya. Sedangkan pada bulan April, nilai median sama dengan nilai rata-rata bulan April.

Diagram box-plot kelembaban udara juga menunjukkan bahwa pada bulan Desember kadar kelembaban udara mempunyai rentang kotak yang kecil, sehingga dapat diartikan bahwa pada bulan Desember kadar kelembaban udara stabil. Pada bulan Januari dan Februari mempunyai rentang kotak yang panjang, hal ini mengindikasikan perubahan cuaca dari musim hujan ke musim kemarau. Begitu pula sebaliknya, diagram box-plot menunjukkan perubahan cuaca dari musim hujan ke musim kemarau pada bulan September dan Oktober karena mempunyai rentang kotak yang panjang.

Karakteristik kecepatan angin hasil pengamatan Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya dari bulan Januari 2010 sampai dengan bulan Desember 2014 disajikan pada tabel 4.3.

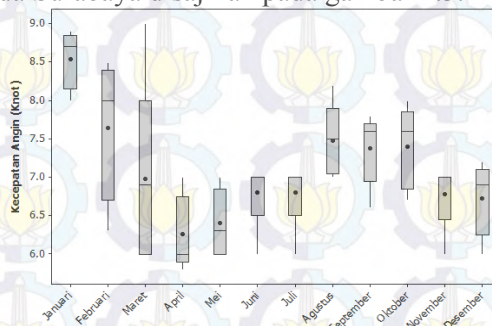
Tabel 4.3 Karakteristik kecepatan angin (Knot)

Bulan	Rata-rata	Maksimum
Januari	8.54	25
Februari	7.64	24
Maret	6.98	20
April	6.26	17
Mei	6.40	19

Tabel 4.3 (Lanjutan)

Bulan	Rata-rata	Maksimum
Juni	6.80	20
Juli	6.80	20
Agustus	7.48	19
September	7.38	20
Oktober	7.40	19
November	6.78	19
Desember	6.72	28

Tabel 4.3 menunjukkan bahwa rata-rata kecepatan angin paling tinggi terjadi pada bulan Januari yaitu 8,54 Knot (1 Knot = 1,8 Km/Jam) atau setara dengan 15,37 Km/Jam dengan kecepatan maksimum 25 Knot (45 Km/Jam). Rata-rata kecepatan angin paling rendah terjadi pada bulan April yaitu 6,26 Knot (11,628 Km/Jam) dengan kecepatan maksimum 17 Knot (30,6 Km/Jam). Pola data kecepatan angin hasil pengamatan Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya disajikan pada gambar 4.3.



Gambar 4.3 Box-plot kecepatan angin

Berdasarkan gambar 4.3 diketahui bahwa data kecepatan angin pada tiap bulannya tidak terdapat pencilan. Nilai median yang ditunjukkan garis tengah pada kotak mempunyai nilai yang berbeda-beda, begitu juga dengan nilai rata-rata bulanan (•). Perbedaan nilai median maupun nilai rata-rata tiap bulannya yang menyebabkan pola data tidak simetris.

Gambar box-plot kecepatan angin memperlihatkan bahwa ada kecenderungan nilai median berada diatas nilai rata-rata bulanan (\bullet). Hal ini ditunjukkan pada bulan Januari, Februari, Juni, Juli, Agustus, September, Oktober, November dan Desember simbol (\bullet) berada dibawah garis tengah pada kotak (median). Sedangkan pada bulan Maret, Aril dan Mei nilai median lebih kecil dari nilai rata-rata bulanan.

Peningkatan kecepatan angin secara signifikan terjadi pada bulan Desember ke Januari, hal ini menandakan adanya kecenderungan pada bulan Januari merupakan puncak dari pada musim penghujan. Pada bulan Februari dan Maret mempunyai rentang kotak yang menjulang tinggi, hal ini dapat diartikan bahwa pada bulan-bulan tersebut rawan terhadap perubahan-perubahan kecepatan angin.

4.1. Pemodelan *Vector Autoregressive* (VAR)

Pemodelan data kondisi cuaca *multivariate* adalah dengan pendekatan model *Vector Autoregressive* (VAR). Pemodelan ini dilakukan karena adanya dugaan bahwa komponen cuaca saling berpengaruh. Ada atau tidaknya hubungan antar variabel dapat dilakukan menggunakan uji korelasi yang disajikan pada tabel 4.4.

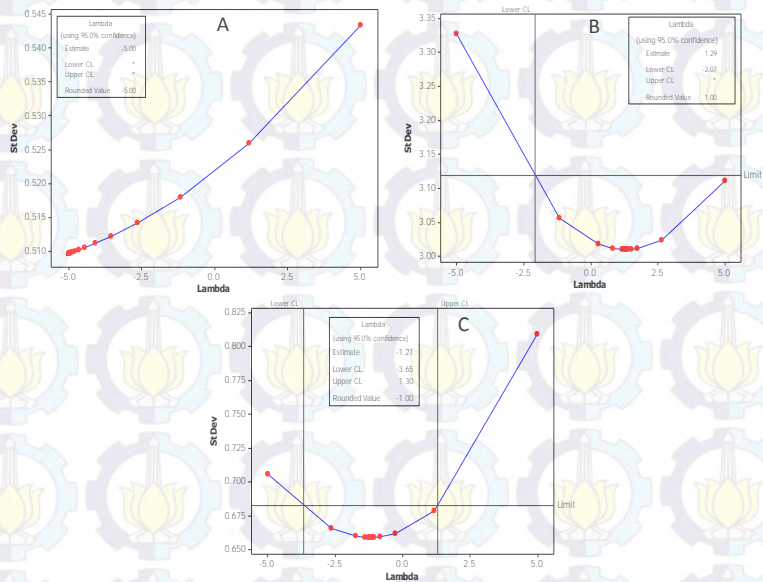
Tabel 4.4 Matriks korelasi komponen cuaca

Variabel		Suhu	Kelembaban
Kelembaban	Pearson Correlation	-0.144	
	p-value	0.271	
Angin	Pearson Correlation	-0.277	-0.166
	p-value	0.032	0.206

Berdasarkan tabel 4.4 didapatkan *pearson correlation* yang bernilai negatif, hal tersebut menunjukkan bahwa hubungan antar variabelnya berlawanan arah. Misalkan pada suhu udara mengalami peningkatan suhu maka pada variabel kelembaban akan mengalami penurunan prosentase kadar kelembabannya. Nilai korelasi yang ditunjukkan oleh tabel 4.4 tergolong korelasi yang lemah karena hampir mendekati nilai nol (0). Meskipun korelasi yang dihasilkan kecil, pemodelan VAR tetap akan dilakukan

karena konsep awal menjelaskan bahwa antar variabel saling berhubungan.

Pemodelan VAR mempunyai beberapa tahapan, tahapan pertama yaitu melakukan uji stasioneritas data. Uji stasioner terhadap varians menggunakan transformasi Box-cox sebagai berikut.



Gambar 4.4 A. Transformasi Box-cox data suhu udara
B. Transformasi Box-cox data kelembaban udara
C. Transformasi Box-cox data kecepatan angin

Transformasi box-cox menghasilkan nilai Rounded value, UCL dan LCL yang digunakan untuk menentukan stasioneritas terhadap varians. Data dikatakan telah stasioner terhadap varians apabila *rounded value* bernilai 1 atau pada rentang LCL dan UCL memuat nilai 1. Berdasarkan gambar 4.4 diperoleh *rounded value* sebesar 1 pada kelembaban udara. Pada suhu udara dan kecepatan angin juga telah stasioner terhadap varians, hal itu ditunjukkan oleh nilai LCL dan UCL memuat nilai 1. Simbol (*) pada LCL menunjukkan bahwa estimasi tersebut kurang dari -5 dan pada UCL menunjukkan bahwa estimasi tersebut lebih dari 5. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data telah stasioner terhadap varians.

Setelah stasioner terhadap varians terpenuhi, maka dapat dilanjutkan uji stasioner terhadap *mean* dengan menggunakan plot MACF. Plot MACF disajikan pada gambar 4.5.

Schematic Representation of Correlations												
Variabel/Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
suhu		+.-	+..	...	-..-	+.-	-.+	-.+
kelembaban		.+. .++	+..	+.+	.-+	..--	..--	
angin		-.+	+.-	..-	..-	+.+	+..	+..
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between												

+ is $> 2 \times \text{std error}$, - is $< -2 \times \text{std error}$, . is between

Gambar 4.5 Plot MACF komponen cuaca

Berdasarkan gambar 4.5 dapat diketahui bahwa data komponen cuaca telah stasioner terhadap *mean* karena mulai pada lag 1 sudah terdapat notasi (•) yang menunjukkan lag berada dalam kendali. Notasi (+) menunjukkan bahwa lag lebih (keluar) dari batas kontrol atas, notasi (-) menunjukkan bahwa lag lebih (keluar) dari batas kontrol bawah dan notasi (•) menunjukkan bahwa lag berada dalam batas kontrol.

Setelah stasioner terhadap varians dan mean terpenuhi, maka dapat dilakukan menduga model awal VAR menggunakan plot MPACF. Plot MPACF data komponen cuaca disajikan pada gambar 4.6.

Schematic Representation of Partial Autocorrelations										
Variabel/Lag	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
suhu	+..++	...
kelembaban	++.	+.+	..+
angin	+..
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between										

+ is $> 2 \times \text{std error}$, - is $< -2 \times \text{std error}$, . is between

Gambar 4.6 Plot MPACF data komponen cuaca

Berdasarkan gambar 4.6 menunjukkan bahwa pada lag 1, 2, 3, dan 9 terdapat simbol (+). Sehingga dapat diduga model VAR memuat lag-lag tersebut.

Selain menggunakan plot MPACF, penentuan model VAR juga dapat dilakukan dengan nilai minimum *information criteria* model. Pendekatan dengan kriteria minimum *information criteria* digunakan untuk menentukan panjang lag yang signifikan. Pemilihan model menggunakan minimum *information criteria* yaitu dengan memilih nilai yang paling kecil. Nilai minimum

information criteria model VAR data komponen cuaca disajikan pada tabel 4.5.

Tabel 4.5 Nilai minimum *information criteria* model VAR

Lag	MA (0)	MA (1)
AR (0)	2.23538	2.72976
AR (1)	1.47294	2.05051
AR (2)	1.51964	1.85132
AR (3)	1.15129*	1.81289
AR (4)	1.59054	2.20018
AR (5)	1.95837	2.46030

Berdasarkan tabel 4.5 menunjukkan nilai *information criteria* paling kecil terdapat pada lag AR (3) dan MA (0). Sehingga dugaan model awal yang terbentuk yaitu VAR (3). Setelah diperoleh dugaan model, dilakukan uji kausal *Granger* untuk melihat hubungan tiap variabelnya. Uji kausal *Granger* disajikan pada tabel 4.6.

Tabel 4.6 Uji kasual *Granger* komponen cuaca

Cuaca	Cuaca (t-3)	DF	Chi-Sqr	p-value
Suhu	Kelembaban	3	11.67	0.0086
	Angin	3	11.92	0.0077
Kelembaban	Suhu	3	36.81	<0.0001
	Angin	3	20.84	0.0001
Angin	Kelembaban	3	43.73	<0.0001
	Udara	3	12.14	0.0069

Berdasarkan tabel 4.6 diketahui bahwa komponen cuaca mempunyai pengaruh terhadap komponen yang lainnya. Hal itu ditunjukkan oleh *p-value* yang kurang dari α (0.05).

Setelah diketahui bahwa antar komponen saling berpengaruh, maka dilakukan penaksiran terhadap parameter serta pengecekan terhadap asumsi residual *white noise* dan multivariat normal. Didapatkan hasil bahwa residual belum *white noise* dan berdistribusi multivariat normal, hal ini diduga karena masih ada lag yang signifikan terhadap model tetapi belum dimasukkan kedalam model. Sehingga dilakukan pengecekan kembali

menggunakan plot MCCF residual yang disajikan pada gambar 4.7.

Schematic Representation of Cross Correlations of Residuals													
Variabel/Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Suhu	+-.	+.	+. .
Kelembaban	-+-	-.-	...	-.-
Angin	.-+	+.
+ is $> 2 \times \text{std error}$, - is $< -2 \times \text{std error}$, . is between													

Gambar 4.7 Plot MCCF of residual VAR (3)

Berdasarkan gambar 4.7 diketahui bahwa masih ada lag yang signifikan terhadap model selain lag ke-0 yaitu lag ke-7, 9, dan 12. Setelah dilakukan percobaan dengan memasukkan lag-lag yang signifikan tersebut, didapatkan model VAR ([1, 2, 3, 9, 12]). Setelah diperoleh model VAR ([1, 2, 3, 9, 12]), maka dilakukan estimasi parameter untuk menentukan parameter yang sesuai dengan model. Hasil estimasi parameter disajikan pada tabel 4.7.

Tabel 4.7 Estimasi parameter model VAR ([1,2,3,9,12])

Equation	Parameter	Estimasi	P-value	Variabel
Suhu	$\phi_{1_1_1}$	0.47713	0.0001	suhu(t-1)
	$\phi_{1_1_3}$	0.26313	0.0220	angin(t-1)
	$\phi_{3_1_2}$	0.04029	0.0029	kelembaban(t-3)
	$\phi_{3_1_3}$	0.21776	0.0430	angin(t-3)
	$\phi_{9_1_2}$	0.04985	0.0044	kelembaban(t-9)
	$\phi_{9_1_3}$	0.56172	0.0001	angin(t-9)
Kelembaban	$\phi_{1_2_2}$	0.48222	0.0002	kelembaban(t-1)
	$\phi_{2_2_1}$	2.26602	0.0001	suhu(t-2)
	$\phi_{2_2_3}$	2.12854	0.0025	angin(t-2)
	$\phi_{3_2_2}$	-0.25617	0.0042	kelembaban(t-3)
	$\phi_{9_2_2}$	-0.22082	0.0348	kelembaban(t-9)
Kecepatan angin	$\phi_{1_3_2}$	-0.08793	0.0011	kelembaban(t-1)
	$\phi_{1_3_3}$	0.07763	0.5290	angin(t-1)*
	$\phi_{3_3_1}$	0.70500	0.0001	suhu(t-3)
	$\phi_{12_3_1}$	-0.21555	0.0116	suhu(t-12)

Berdasarkan estimasi model VAR ([1, 2, 3, 9, 12]) pada tabel 4.7 diketahui bahwa komponen cuaca cenderung dipengaruhi oleh unsur itu sendiri pada bulan sebelumnya. Akan tetapi pada variabel kecepatan angin bulan kemarin (t-1) tidak berpengaruh signifikan terhadap kecepatan angin di bulan ini (t), hal itu dikarenakan *p-value* lebih dari α (0.05). Berdasarkan kecenderungan bahwa komponen cuaca dipengaruhi komponen cuaca pada waktu sebelumnya, maka pada penelitian ini diputuskan untuk menggunakan variabel kecepatan angin (t-1) pada model.

Berdasarkan hasil estimasi parameter model VAR ([1, 2, 3, 9, 12]) diketahui bahwa suhu udara dipengaruhi suhu udara saat (t-1), kecepatan angin saat (t-1, t-3 & t-9) dan kelembaban udara saat (t-3 & t-9). Pada unsur kelembaban udara dipengaruhi oleh suhu udara saat (t-2), kelembaban udara saat (t-1, t-3 & t-9) dan kecepatan angin saat (t-2). Pada unsur kecepatan angin dipengaruhi suhu udara saat (t-3 & t-12) dan kelembaban udara saat (t-1). Hal ini menunjukkan bahwa VAR ([1, 2, 3, 9, 12]) terdapat hubungan timbal balik dari ketiga variabel komponen cuaca hasil pengamatan Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya.

Setelah parameter telah signifikan terhadap model, maka dilanjutkan dengan pengecekan residual *white noise*. Pengecekan asumsi residual *white noise* dapat dilakukan dengan menggunakan plot MCCF residual. Plot MCCF residual disajikan pada gambar 4.8.

Schematic Representation of Cross Correlations of Residuals													
Variabel/Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Suhu		+.
Kelembaban	. + -
Angin	. - + -
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between													

Gambar 4.8 Plot MCCF of residual VAR ([1, 2, 3, 9, 12])

Secara visual gambar 4.8 menunjukkan bahwa residual dari model VAR ([1, 2, 3, 9, 12]) telah memenuhi asumsi *white noise*,

hal itu ditunjukkan oleh simbol (+) atau (-) yang berada pada lag ke-0 dari ketiga unsur.

Setelah didapatkan asumsi residual *white noise*, maka dilanjutkan uji distribusi normal secara *multivariat* menggunakan Shapiro Wilk.

Tabel 4.8 uji multivariat normal menggunakan Shapiro Wilk

Model	W	p-value
VAR ([1, 2, 3, 9, 12])	0.95952	0.142

Berdasarkan tabel 4.8 diperoleh hasil bahwa residual telah berdistribusi multivariat normal, hal itu ditunjukkan oleh p-value yang lebih besar dari α (5%).

Setelah semua persyaratan terpenuhi, maka dapat dihitung tingkat akurasi model berdasarkan kriteria *out-sample* dan *in-sample*. Kriteria tingkat akurasi model VAR disajikan pada tabel 4.9.

Tabel 4.9 Kriteria tingkat akurasi model VAR

Model	Variabel	RMSE	sMAPE	AIC
VAR ([1,2,3,9,12])	Suhu	0.6353	1.6224	2.1080
	Kelembaban	10.6219	12.9397	
	Angin	0.8545	8.5816	

Berdasarkan tabel 4.9 diketahui bahwa model error paling tinggi terjadi pada variabel kelembaban dengan error 10.6219 pada kriteria RMSE dan 12.9397 pada kriteria sMAPE. Pada kriteria *in-sample* menggunakan AIC tingkat akurasi dengan error sebesar 2.1080.

Berdasarkan estimasi parameter model VAR ([1,2,3,9,12]) yang dapat dituliskan sebagai berikut :

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-1} + \Phi_2 Z_{t-2} + \Phi_3 Z_{t-3} + \Phi_9 Z_{t-9} + \Phi_{12} Z_{t-12} \alpha_t$$

$$\begin{bmatrix} Z_{1,t} \\ Z_{2,t} \\ Z_{3,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.477 & 0 & 0.263 \\ 0 & 0.482 & 0 \\ 0 & -0.088 & 0.078 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-1} \\ Z_{2,t-1} \\ Z_{3,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 2.266 & 0 & 2.128 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-2} \\ Z_{2,t-2} \\ Z_{3,t-2} \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} 0 & 0.040 & 0.218 \\ 0 & -0.256 & 0 \\ 0.705 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-3} \\ Z_{2,t-3} \\ Z_{3,t-3} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0.050 & 0.562 \\ 0 & -0.221 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-9} \\ Z_{2,t-9} \\ Z_{3,t-9} \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -0.215 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-12} \\ Z_{2,t-12} \\ Z_{3,t-12} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha_{1,t} \\ \alpha_{2,t} \\ \alpha_{3,t} \end{bmatrix}$$

Berdasarkan persamaan matriks model VAR ([1, 2, 3, 9, 12]), persamaan juga dapat ditulis sebagai berikut :

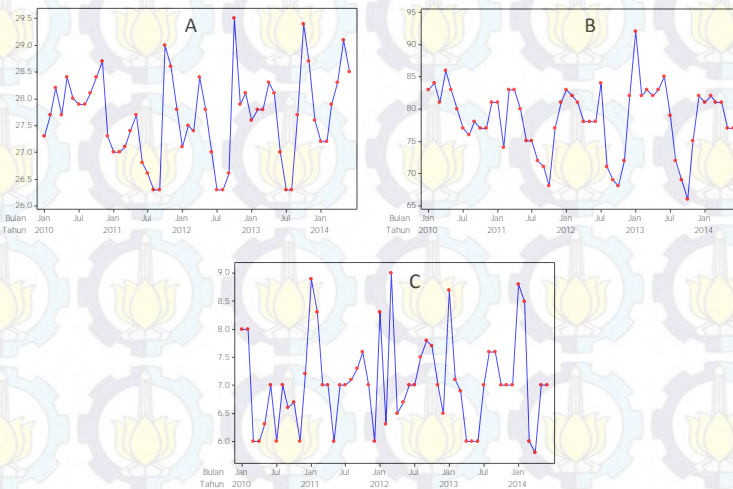
$$\begin{aligned} Suhu_t = & 0.47713 Suhu_{t-1} + 0.26313 Angin_{t-1} + 0.04029 Kelembaban_{t-3} \\ & + 0.21776 Angin_{t-3} + 0.04985 Kelembaban_{t-9} \\ & + 0.56172 Angin_{t-9} + \alpha_{Suhu,(t)} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Kelembaban_t = & 0.48222 Kelembaban_{t-1} + 2.26602 Suhu_{t-2} \\ & + 2.12854 Angin_{t-2} - 0.25617 Kelembaban_{t-3} \\ & - 0.22082 Kelembaban_{t-9} + \alpha_{Kelembaban,(t)} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Angin_t = & -0.08793 Kelembaban_{t-1} + 0.07763 Angin_{t-1} \\ & + 0.70500 Suhu_{t-3} - 0.21555 Suhu_{t-12} + \alpha_{Angin,(t)} \end{aligned}$$

4.2. Pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) mempunyai beberapa tahapan dalam membentuk model. Tahapan awal membagi data menjadi 2 kelompok, yaitu data *in-sample* sebanyak 54 data dari bulan Januari 2010 sampai dengan Juni 2014 dan data *out-sample* sebanyak 6 data dari bulan Juli 2014 sampai dengan Desember 2014. Kemudian dilanjutkan membuat *time series plot* untuk mengetahui pola data.



Gambar 4.9 A. *Time series plot* data suhu udara B. *Time series plot* data kelembaban udara C. *Time series plot* data kecepatan angin

Berdasarkan gambar 4.9 menunjukkan bahwa ketiga *time series plot* tersebut tidak membentuk pola trend (meningkat atau menurun) dan cenderung stabil saat mengalami peningkatan dan penurunan. Sehingga dapat diduga data tersebut telah stasioner terhadap mean, dugaan tersebut akan dianalisis secara matematis menggunakan uji Dickey Fuller.

Tahapan awal dalam pembentukan model ARIMA yaitu stasioneritas terhadap varians dan mean. Pada pemodelan sebelumnya telah diketahui bahwa data telah stasioner terhadap varians. Setelah stasioner terhadap varians, maka dilanjutkan uji stasioner terhadap mean menggunakan *Dickey Fuller Test* yang disajikan pada tabel 4.10.

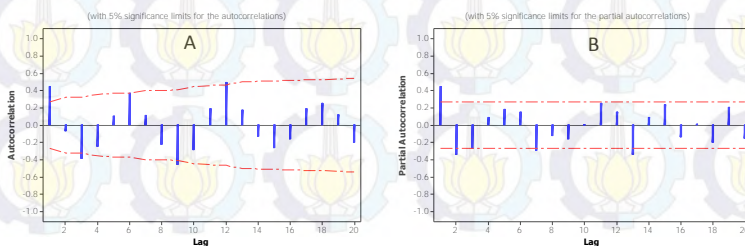
Tabel 4.10 Uji *Dickey Fuller*

Variabel	t-Statistik	P-Value
Suhu Udara	-5.44	0.0000
Kelembaban Udara	-4.25	0.0014
Kecepatan Angin	-6.23	0.0000

Berdasarkan tabel 4.10 didapatkan *p-value* yang kurang dari α (0.05), sehingga dapat disimpulkan bahwa pada data suhu udara, kelembaban udara, dan kecepatan angin tidak mengandung unit root yang artinya data telah stasioner terhadap mean.

4.2.1. Pemodelan ARIMA Data Suhu Udara

Pemodelan secara *univariate* dilakukan menggunakan pendekatan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Setelah diketahui bahwa data telah stasioner terhadap varians dan mean, maka dilakukan pendugaan orde ARIMA menggunakan plot ACF dan PACF.



Gambar 4.10 A. Plot ACF data suhu udara
B. Plot PACF data suhu udara

Berdasarkan plot ACF dan PACF data suhu udara pada gambar 4.10 maka dapat dilakukan pendugaan beberapa model ARIMA yang sesuai dan memenuhi kelayakan model. Model yang layak merupakan model yang telah memenuhi persyaratan signifikansi parameter, residual *white noise* dan berdistribusi normal. Uji kelayakan model ARIMA pada data suhu udara disajikan pada tabel 4.11.

Tabel 4.11 Uji kelayakan model ARIMA data suhu udara

Model	Sig. Parameter	WN	Dist. Normal
ARIMA ([1,2,7,13],0,0)	X	X	√
ARIMA (2,0,0)	√	X	√
ARIMA (0,0,[1,3,9,12])	X	X	√
ARIMA (0,0,[9,12])	√	X	√

Tabel 4.11 menunjukkan bahwa secara keseluruhan model ARIMA yang terbentuk belum memenuhi asumsi residual *white noise*. Asumsi residual belum *white noise* dapat disebabkan oleh lag yang berpengaruh terhadap model tetapi belum dimasukkan kedalam model.

Setelah memasukkan lag-lag yang mungkin berpengaruh terhadap model didapatkan model ARIMA (1,0,0)(0,0,2)⁶ yang memenuhi persyaratan model yang layak. Estimasi parameter model ARIMA (1,0,0)(0,0,2)⁶ yang disajikan pada tabel 4.12.

Tabel 4.12 Estimasi parameter model ARIMA data suhu udara

Model	Parameter	Estimasi	P-value
ARIMA (1,0,0)(0,0,2) ⁶	μ	27.81896	<0.0001
	ϕ_1	0.61792	<0.0001
	θ_1	-0.37220	0.0017
	θ_2	-0.78500	<0.0001

Berdasarkan tabel 4.12 diperoleh model ARIMA dengan parameter yang telah signifikan. Signifikansi parameter ditunjukkan oleh p-value yang kurang dari α (0.05). Setelah signifikansi parameter terpenuhi, maka dapat dilanjutkan uji diagnostik residual *white noise* dan berdistribusi normal. Pemeriksaan diagnostik residual data suhu udara disajikan pada tabel 4.13.

Tabel 4.13 *Diagnostics check of residual data suhu udara*

Model	Reidual White Noise				Distribusi Normal	
	Lag	Chi-Sqr	DF	P-value	D	P-value
ARIMA (1,0,0)(0,0,2) ⁶	6	2.65	3	0.4481	0.0691	>0.1500
	12	11.60	9	0.2371		
	18	16.84	15	0.3287		
	24	28.67	21	0.1222		

Tabel 4.13 menunjukkan bahwa residual telah memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Residual *white noise* dan berdistribusi normal dapat diketahui dari *p-value* yang lebih besar dari α (0.05). Setelah semua persyaratan terpenuhi, maka dapat dihitung tingkat akurasi model berdasarkan data *out-sample*. Kriteria tingkat akurasi model data suhu udara disajikan pada tabel 4.14.

Tabel 4.14 Kriteria tingkat akurasi model data suhu udara

Model	sMAPE	RMSE
ARIMA (1,0,0)(0,0,2) ⁶	2.2227	0.9581

Berdasarkan tabel 4.14 diperoleh nilai sMAPE sebesar 2.2227 dan nilai RMSE sebesar 0.9581 dari model ARIMA (1,0,0)(0,0,2)⁶. Model ARIMA (1,0,0)(0,0,2)⁶ merupakan model tunggal sehingga model tersebut yang digunakan pada data suhu udara.

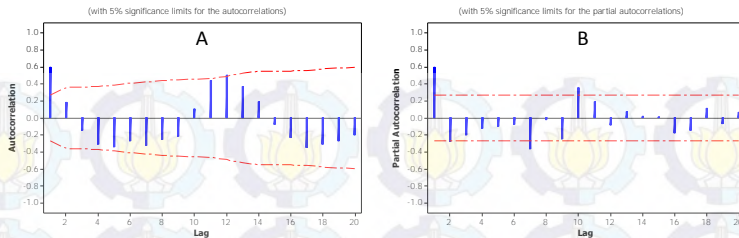
Berdasarkan hasil estimasi dan tingkat akurasi model, maka model untuk suhu udara adalah ARIMA (1,0,0)(0,0,2)⁶ dapat dituliskan sebagai berikut :

$$Z_t = \theta_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \Theta_1 Z_{t-6} + \Theta_2 Z_{t-12} + \alpha_t$$

$$Z_t = 27.819 + 0.618 Z_{t-1} - 0.372 Z_{t-6} - 0.785 Z_{t-12} + \alpha_t$$

4.2.2. Pemodelan ARIMA Data Kelembaban Udara

Setelah diketahui bahwa asumsi stasioner terhadap varians dan mean terpenuhi, maka dapat dilakukan pendugaan model ARIMA dengan menggunakan plot ACF dan PACF sebagai berikut.



Gambar 4.11 A. Plot ACF data kelembaban udara

B. Plot PACF data kelembaban udara

Berdasarkan plot ACF dan PACF pada gambar 4.11 maka dapat dilakukan pendugaan beberapa model ARIMA yang sesuai dan memenuhi kelayakan model. Kelayakan model ARIMA data kelembaban udara di-sajikan pada tabel 4.15.

Tabel 4.15 Uji kelayakan model ARIMA data kelembaban udara

Model	Sig. Parameter	WN	Dist. Normal
ARIMA ([1,7,10],0,0)	X	X	√
ARIMA ([1,10],0,0)	√	X	√
ARIMA (0,0,[1,12])	√	X	√

Tabel 4.15 menunjukkan bahwa secara keseluruhan model ARIMA yang terbentuk belum memenuhi asumsi residual *white noise*. Asumsi residual belum *white noise* dapat disebabkan oleh lag yang signifikan terhadap model tetapi belum dimasukkan kedalam model. Maka dilakukan pengecekan terhadap *auto-correlation of residual* pada model ARIMA ([1,10],0,0).

Autocorrelation Check of Residuals									
Lag	Chi-sqr	DF	p-value	-----Autocorrelations-----					
6	10.15	4	0.0381	0.023	-0.132	-0.159	-0.186	-0.031	0.294
12	29.78	10	0.0009	-0.029	0.077	-0.311	-0.249	0.223	0.261
18	35.63	16	0.0033	0.113	0.057	-0.143	-0.107	-0.16	0.029
24	41.49	22	0.0072	0.050	-0.045	-0.005	-0.098	-0.14	0.162

Gambar 4.12 Autocorrelation Check of Residuals kelembaban udara iterasi I

Berdasarkan gambar 4.12 diduga bahwa lag ke-9 berpengaruh terhadap model, karena mempunyai nilai autokorelasi negatif paling besar. Lag tersebut signifikan terhadap model AR

sehingga model menjadi $([1,9,10],0,0)$, akan tetapi asumsi *white noise* masih belum terpenuhi. Maka dilakukan pengecekan terhadap *autocorrelation of residual* pada model $([1,9,10],0,0)$.

Autocorrelation Check of Residuals									
Lag	Chi-sqr	DF	p-value	-----Autocorrelations-----					
6	7.91	3	0.0478	-0.010	-0.115	-0.030	-0.228	-0.076	0.238
12	22.07	9	0.0087	-0.100	0.066	-0.072	-0.285	0.203	0.247
18	28.55	15	0.0184	0.073	0.026	-0.043	-0.133	-0.233	-0.021
24	34.64	21	0.0309	0.013	0.010	0.055	-0.077	-0.111	0.200

Gambar 4.13 *Autocorrelation Check of Residuals* kelembaban udara iterasi II

Berdasarkan gambar 4.13 diketahui bahwa pada lag ke-10 mempunyai nilai autokorelasi negatif paling tinggi. Karena lag tersebut telah masuk didalam model, maka yang dimasukkan kedalam model adalah lag ke-12. Lag tersebut signifikan terhadap model AR, sehingga model menjadi ARIMA $([1,9,10,12],0,0)$. Akan tetapi lag ke-9 dan ke-10 tidak signifikan terhadap model, maka lag tersebut dikeluarkan dari model dan model menjadi ARIMA $([1,12],0,0)$.

Langkah-langkah tersebut dilanjutkan hingga didapatkan model ARIMA $([1,12],0,[6,11])$ yang memenuhi signifikansi parameter, asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal. Estimasi parameter model ARIMA data kelembaban udara yang disajikan pada tabel 4.16.

Tabel 4.16 Estimasi parameter model ARIMA data kelembaban udara

Model	Parameter	Estimasi	P-value
ARIMA ([1,12],0,[6,11])	μ	82.15812	<0.0001
	ϕ_1	0.49878	<0.0001
	ϕ_{12}	0.48254	0.0002
	θ_6	-0.38077	0.0050
	θ_{11}	-0.63327	<0.0001

Berdasarkan tabel 4.16 diperoleh p-value yang kurang dari α (0.05), sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter telah signifikan terhadap model. Setelah parameter signifikan terhadap model, maka dapat dilanjutkan uji asumsi residual *white noise*

dan distribusi normal. Pemeriksaan diagnostik residual data kelembaban udara disajikan pada tabel 4.17.

Tabel 4.17 *Diagnostics check of residual data kelembaban udara*

Model	Reidual White Noise				Distribusi Normal	
	Lag	Chi-Sqr	DF	P-value	D	P-value
ARIMA ([1,12],0,[6,11])	6	1.26	2	0.5327	0.0722	>0.1500
	12	6.80	8	0.5582		
	18	10.62	14	0.7155		
	24	17.58	20	0.6148		

Berdasarkan tabel 4.17 diperoleh *p-value* yang lebih besar dari α (0.05) pada uji residual *white noise* maupun distribusi normal, sehingga dapat disimpulkan bahwa model telah memenuhi persyaratan model ARIMA. Setelah semua persyaratan terpenuhi, maka dapat dihitung tingkat akurasi model berdasarkan data *out-sample*. Kriteria tingkat akurasi model data kelembaban udara disajikan pada tabel 4.18.

Tabel 4.18 Kriteria tingkat akurasi model data kelembaban udara

Model	sMAPE	RMSE
ARIMA ([1,12],0,[6,11])	3.9929	3.8019

Berdasarkan tabel 4.18 diperoleh model ARIMA ([1,12],0,[6,11]) dengan tingkat akurasi sMAPE sebesar 3.9929 dan RMSE sebesar 3.8019. model ([1,12],0,[6,11]) model tunggal sehingga model tersebut yang digunakan pada data kelembaban udara.

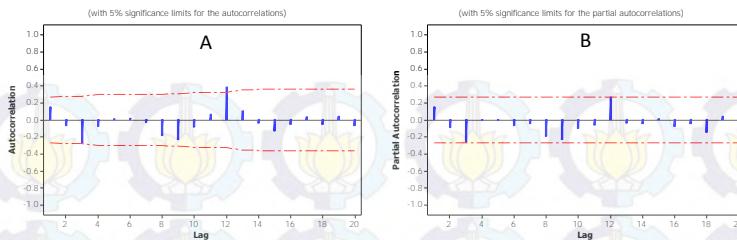
Berdasarkan estimasi dan tingkat akurasi model, maka yang sesuai untuk kelembaban udara adalah ARIMA ([1,12],0,[6,11]) dapat dituliskan sebagai berikut :

$$Z_t = \theta_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_{12} Z_{t-12} + \theta_6 Z_{t-6} + \theta_{11} Z_{t-11} + \alpha_t$$

$$Z_t = 82.158 + 0.499 Z_{t-1} + 0.482 Z_{t-12} - 0.381 Z_{t-6} - 0.633 Z_{t-11} + \alpha_t$$

4.2.3. Pemodelan ARIMA Data Kecepatan Angin

Setelah stasioner terhadap varians dan mean terpenuhi, maka dapat dilanjutkan pendugaan orde model ARIMA dengan menggunakan plot ACF dan PACF sebagai berikut.



Gambar 4.14 A. Plot ACF data kecepatan angin
B. Plot PACF data kecepatan angin

Berdasarkan gambar 4.12 diketahui bahwa plot PACF tidak ada lag yang keluar dari batas signifikansi. Sehingga diketahui bahwa model yang terbentuk yaitu model ARIMA $(0,0,1)^{12}$. Pada model ARIMA $(0,0,1)^{12}$ dilakukan uji kelayakan yang meliputi signifikansi parameter, residual *white noise* dan residual berdistribusi normal. Uji kelayakan model ARIMA data kecepatan angin disajikan pada tabel 4.19.

Tabel 4.19 Uji kelayakan model ARIMA data kecepatan angin

Model	Sig.Parameter	WN	Dist.Normal
ARIMA $(0,0,1)^{12}$	√	√	√

Berdasarkan tabel 4.19 diperoleh bahwa model ARIMA $(0,0,1)^{12}$ telah memenuhi uji kelayakan model. Estimasi parameter model ARIMA $(0,0,1)^{12}$ disajikan pada tabel 4.20.

Tabel 4.20 Estimasi parameter model ARIMA data kecepatan angin

Model	Parameter	Estimasi	P-value
ARIMA $(0,0,1)^{12}$	μ	7.0015	<0.0001
	θ_1	-0.6068	<0.0001

Berdasarkan tabel 4.20 diperoleh *p-value* dari model ARIMA $(0,0,1)^{12}$ kurang dari α (0.05), sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter telah signifikan terhadap model. Setelah signifikansi parameter terpenuhi, maka dapat dilanjutkan uji asumsi residual *white noise* dan distribusi normal. Pemeriksaan diagnostik residual data kecepatan angin disajikan pada tabel 4.21.

Tabel 4.21 *Diagnostics check of residual data kecepatan angin*

Model	Reidual White Noise				Distribusi Normal	
	Lag	Chi-Sqr	DF	P-value	D	P-value
ARIMA (0,0,1) ¹²	6	2.37	5	0.7953	0.1005	>0.1500
	12	7.23	11	0.7797		
	18	9.82	17	0.9111		
	24	11.18	23	0.9813		

Berdasarkan tabel 4.21 diperoleh bahwa *p-value* dari model ARIMA (0,0,1)¹² lebih besar dari α (0.05) pada uji residual *white noise* maupun distribusi normal. Setelah semua persyaratan terpenuhi, maka dapat dihitung tingkat akurasi model berdasarkan data *out-sample*. Kriteria tingkat akurasi model data kecepatan angin disajikan pada tabel 4.22.

Tabel 4.22 Kriteria tingkat akurasi model data kecepatan angin

Model	sMAPE	RMSE
ARIMA (0,0,1) ¹²	6.4618	0.6333

Berdasarkan tabel 4.22 diperoleh nilai sMAPE sebesar 6.4618 dan nilai RMSE sebesar 0.6333 pada model ARIMA (0,0,1)¹². Model ARIMA (0,0,1)¹² merupakan model tunggal yang terbentuk dari data kecepatan angin, sehingga model tersebut yang digunakan pada data kecepatan angin.

Berdasarkan hasil estimasi dan tingkat akurasi model, maka didapatkan model untuk kecepatan angin yaitu ARIMA (0,0,1)¹² yang dapat dituliskan sebagai berikut :

$$Z_t = \theta_0 + \Theta_1 Z_{t-12} + \alpha_t$$

$$Z_t = 7.001 - 0.607 Z_{t-12} + \alpha_t$$

4.3. Kriteria Model dan Peramalan

Pemodelan menggunakan ARIMA dan VAR menghasilkan nilai RMSE dan sMAPE pada tiap-tiap variabel digunakan untuk membandingkan ARIMA dengan VAR. Perbandingan model ARIMA dengan VAR disajikan pada tabel 4.23.

Tabel 4.23 Perbandingan model ARIMA dengan VAR

Variabel	Kriteria	ARIMA	VAR
Suhu Udara	RMSE	0.9581	0.6353*
	sMAPE	2.2227	1.6224*
Kelembaban Udara	RMSE	3.8019*	10.6219
	sMAPE	3.9929*	12.9397
Kecepatan Angin	RMSE	0.6333*	0.8545
	sMAPE	6.4618*	8.5816

Berdasarkan tabel 4.23 diketahui bahwa nilai RMSE dan sMAPE paling kecil untuk model ARIMA yaitu kelembaban udara dan kecepatan angin, sedangkan untuk model VAR yaitu suhu udara. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang digunakan untuk memprediksi pada penelitian ini yaitu menggunakan model ARIMA.

Hasil peramalan periode Januari 2015 sampai dengan Juni 2015 (6 bulan ke depan) menggunakan data penuh (gabungan *in-sample* dan *out-sample*) model ARIMA disajikan pada tabel 4.24.

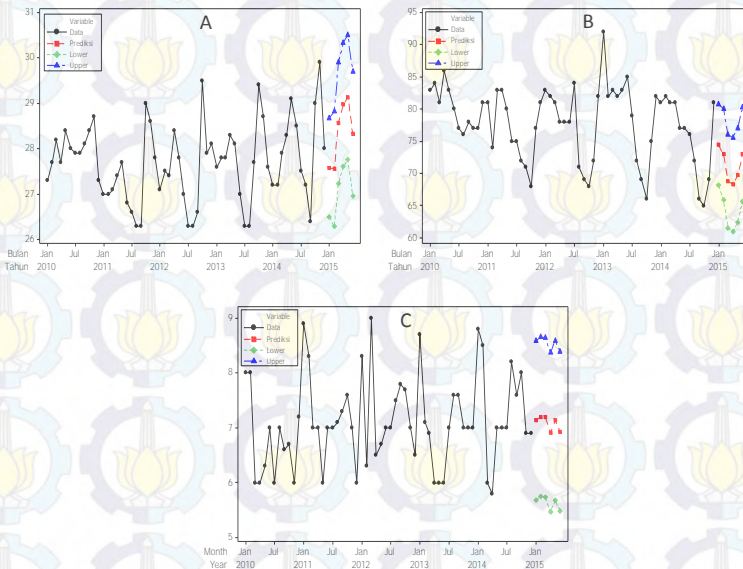
Tabel 4.24 Peramalan data komponen cuaca menggunakan model ARIMA

Variabel	Bulan	Prediksi	Lower	Upper
Suhu Udara	Januari	27.58	26.50	28.67
	Februari	27.56	26.29	28.83
	Maret	28.56	27.23	29.90
	April	28.97	27.61	30.33
	Mei	29.14	27.77	30.51
	Juni	28.33	26.96	29.70
Kelembaban	Januari	74.47	68.15	80.80
	Februari	72.99	65.93	80.06
	Maret	68.82	61.58	76.06
	May	68.29	61.01	75.57
	Mei	69.72	62.43	77.01
	Juni	72.99	65.70	80.29

Tabel 4.24 (Lanjutan)

Kec Angin	Januari	7.14	5.68	8.59
	Februari	7.20	5.75	8.66
	Maret	7.19	5.74	8.65
	June	6.92	5.46	8.37
	Mei	7.14	5.68	8.59
	Juni	6.93	5.48	8.39

Berdasarkan tabel 4.24 diperoleh hasil prediksi untuk variabel suhu udara, kelembaban udara, dan kecepatan angin periode Januari 2015 sampai dengan Juni 2015. Hasil prediksi yang ditunjukkan oleh tabel 4.24 telah relevan karena masih berada diantara batas atas dan batas bawah (batas kendali). Lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 4.13.



Gambar 4.15 A. Plot data aktual dan prediksi data suhu udara
 B. Plot data aktual dan prediksi data kelembaban udara
 C. Plot data aktual dan prediksi data kecepatan angin



BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pembahasan, didapatkan kesimpulan sebagai berikut :

1. Untuk pemodelan univariat diperoleh model ARIMA sebagai berikut :

- a. Variabel suhu udara : Model yang terbentuk yaitu ARIMA (1,0,0)(0,0,2)⁶ dengan akurasi RMSE sebesar 0.9581 dan sMAPE sebesar 2.2227 dimana residual telah memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Sehingga persamaan model ARIMA yaitu

$$Z_t = \theta_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \theta_1 Z_{t-6} + \theta_2 Z_{t-12} + \alpha_t$$

- b. Variabel kelembaban udara : Model yang terbentuk yaitu ARIMA ([1,12],0,[6,11]) dengan akurasi RMSE sebesar 3.8019 dan sMAPE sebesar 3.9929 dimana residual telah memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Sehingga model persamaan ARIMA yaitu

$$Z_t = \theta_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_{12} Z_{t-12} + \theta_6 Z_{t-6} + \theta_{11} Z_{t-11} + \alpha_t$$

- c. Variabel kecepatan angin : Model yang terbentuk yaitu ARIMA (0,0,1)¹² dengan akurasi RMSE sebesar 0.6333 dan sMAPE sebesar 6.4618 dimana residual telah memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal.

$$Z_t = \theta_0 + \theta_1 Z_{t-12} + \alpha_t$$

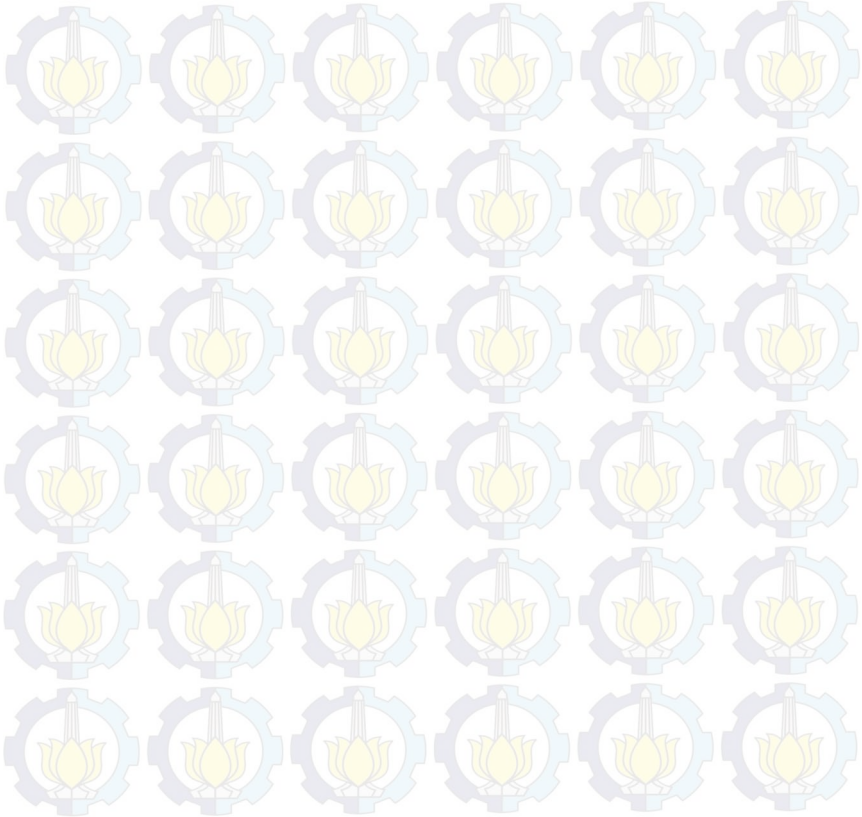
2. Pada pemodelan VAR, didapatkan model VAR ([1,2,3,9,12]) yang telah memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal.

3. Berdasarkan perbandingan model ARIMA dengan VAR menggunakan kriteria akurasi RMSE dan sMAPE. Didapatkan bahwa model ARIMA cenderung memiliki nilai akurasi RMSE dan sMAPE yang lebih kecil dibandingkan model VAR. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang digunakan untuk memprediksi pada penelitian ini yaitu menggunakan model ARIMA.

5.2 Saran

Pada penelitian selanjutnya, disarankan data yang digunakan adalah data harian atau kalau memungkinkan menggunakan data pengamatan tiap jam, hal ini disebabkan perubahan suhu udara, kelembaban udara dan kecepatan angin sangat cepat. Diharapkan dengan data pengamatan harian maupun tiap jamnya, didapatkan pola yang sesuai dengan kondisi cuaca.

Data yang digunakan pada penelitian selanjutnya diharapkan memiliki series yang lebih panjang agar pada pemodelan ARIMA maupun VAR dapat menangkap lag yang lebih panjang, sehingga ramalan yang dihasilkan lebih akurat.



DAFTAR PUSTAKA

- Anggraeni, A.D., and Suharsono, A. 2014. *Peramalan Penjualan Sepeda Motor Tiap Jenis di Wilayah Surabaya dan Blitar dengan Model ARIMA Box-Jenkins dan Vector Autoregressive (VAR)*. Jurnal sains dan seni POMITS Vol.3 No.2, ISSN : 2337-3520.
- BMKG. 2015. (www.bmkg.go.id) diakses pada tanggal 11 Januari 2015 pukul 13.31 WIB.
- Gujarati, D. 2004. *Basic Econometrics Fourth Edition*. The McGraw-Hill, New York.
- Harijono, S.W. 2010. *Peraturan Badan Meteorologi Klimatologi, Dan Geofisika Nomor : KEP.002 Tahun 2010 Tentang Rencana Strategis Badan Meteorologi Klimatologi, dan Geofisika Tahun 2010-2014*. Jakarta : BMKG.
- Kurniawan, T., Hanafi, L., and Apriliani, E. 2014. *Penerapan Metode Filter Kalman dalam Perbaikan Hasil Prediksi Cuaca dengan Metode ARIMA*. Jurnal sains dan seni POMITS, vol.3 No.2, ISSN : 2337-3539.
- Markridakis, S., and Hibon. 2000. *The M3-Competition : Result, Conclusions, and Implication*. International Journal of Forecasting, 16 (1) 451-476.
- Maruddani, D.A., and Safitri, D. 2008. *Vector Autoregressive (VAR) untuk Peramalan Harga Saham PT Indofood Sukses Makmur Indonesia Tbk*. Jurnal Matematika vol .11, no.1, 6-12.
- Shapiro, S.S., and Wilk, M.B. 2009. *An Analysis of Variance Test for Normality (Complete Samples)*. Biometrika (1965), 52, 3 and 3, p.591.
- Siswanti, K.Y., and Wutsqa, D.U. 2011. *Peramalan Curah Hujan di Kota Yogyakarta dengan Model Fungsi Transfer Multivariate*. Prosiding Seminar Nasional Penelitian (pp. 343-358). Yogyakarta : Universitas Negeri Yogyakarta.

Stasiun Meteorologi Klas I Juanda Surabaya. 2015. Profil Stasiun. (www.bmkg.go.id) diakses pada tanggal 11 Januari 2015 pukul 13.31 WIB.

Sutikno., Bekti, R.D., and Istriana. 2010. *Perkiraan Cuaca dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average, Neural Network, and Adaptive Spline Treshold Autoregression di stasiun Juanda Surabaya*. Sains dirgantara, vol.8 No.1, 43-61.

Tayyib, M., and Winahju, W.S. 2014. *Pemodelan Kecepatan Angin di Perairan Pulau Bawean dengan Menggunakan Fungsi Transfer*. Jurnal sains dan seni POMITS Vol.3 No.2 ISSN : 2337-3539, 248-253.

Tim Dosen Fakultas Kehutanan Universitas Hasanuddin. 2009. *Klimatologi (Suatu Pengantar)*. Makassar : Universitas Hasanuddin.

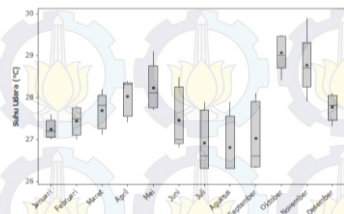
Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Method, Second Edition*. New York : Addison Wasley.

LAMPIRAN

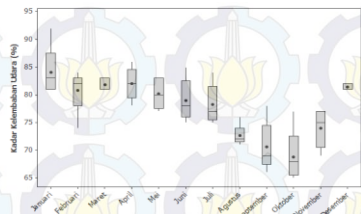
Lampiran 1 : Data Suhu Udara, Kelembaban Udara dan Kecepatan Angin

Tahun	Bulan	Suhu	Kelembaban	Angin
2010	Januari	27.3	83	8.0
	Februari	27.7	84	8.0
	Maret	28.2	81	6.0
	⋮	⋮	⋮	⋮
	Desember	27.3	81	7.2
2011	Januari	27.0	81	8.9
	Februari	27.0	74	8.3
	Maret	27.1	83	7.0
	⋮	⋮	⋮	⋮
	Desember	27.8	81	6.0
2012	Januari	27.1	83	8.3
	Februari	27.5	82	6.3
	Maret	27.4	81	9.0
	⋮	⋮	⋮	⋮
	Desember	28.1	82	6.5
2013	Januari	27.6	92	8.7
	Februari	27.8	82	7.1
	Maret	27.8	83	6.9
	⋮	⋮	⋮	⋮
	Desember	27.6	82	7.0
2014	Januari	27.2	81	8.8
	Februari	27.2	82	8.5
	Maret	27.9	81	6.0
	⋮	⋮	⋮	⋮
	Desember	28.0	81	6.9

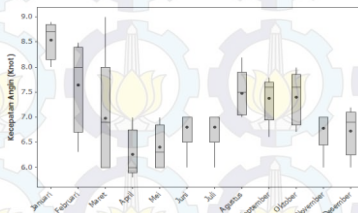
Lampiran 2 : Box-plot Suhu Udara, Kelembaban Udara dan Kecepatan Angin



Box-plot suhu udara



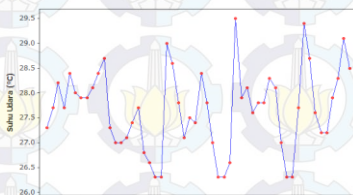
Box-plot Kelembaban udara



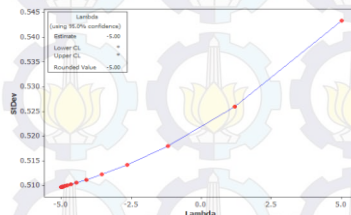
Box-plot Kecepatan Angin

Lampiran 3 : Time series plot, Transformasi Box-Cox, ACF, dan PACF

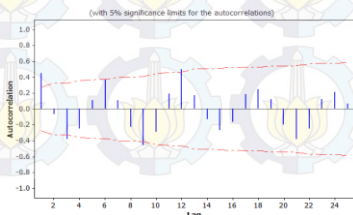
a. Variabel Suhu Udara



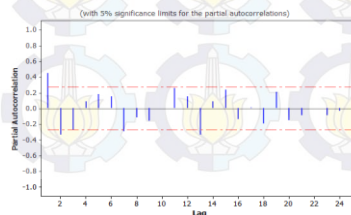
Time series plot



Transformasi Box-cox

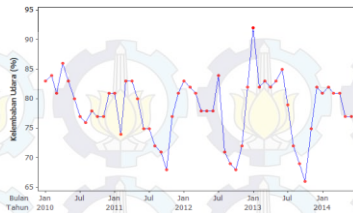


Plot ACF



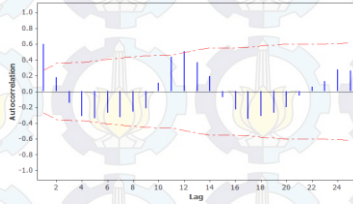
Plot PACF

b. Variabel Kelembaban Udara

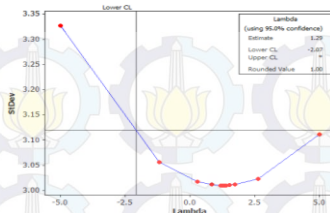


Time series plot

(with 5% significance limits for the autocorrelations)

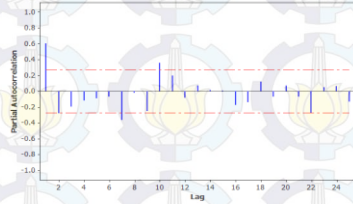


Plot ACF



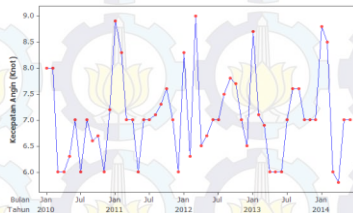
Transformasi Box-cox

(with 5% significance limits for the partial autocorrelations)



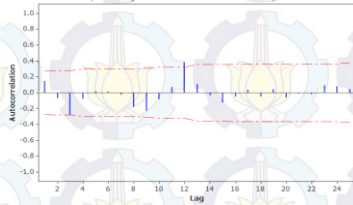
Plot PACF

c. Variabel Kecepatan Angin

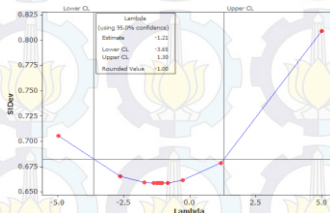


Time series plot

(with 5% significance limits for the autocorrelations)

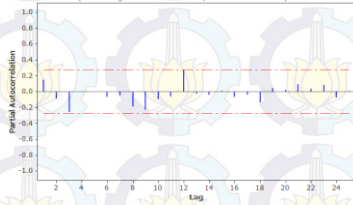


Plot ACF



Transformasi Box-cox

(with 5% significance limits for the partial autocorrelations)



Plot PACF

Lampiran 4 : Program SAS untuk model ARIMA

a. Sintak model ARIMA (1,0,0)(0,0,2)⁶ variabel suhu udara

```

Data barok;
input suhu;
datalines;
27.3
27.7
28.2
27.7
28.4
:
28.5;
proc arima data=barok;
identify var=suhu;
estimate p=(1) q=(6,12) method=cls;
forecast out=ramalan lead=6;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

b. Sintak model ARIMA ([1,12],0,[6,11]) variabel kelembaban udara

```

Data barok;
input kelembaban;
datalines;
83
84
81
86
83
:
77;
proc arima data=barok;
identify var=kelembaban;
estimate p=(1,12) q=(6,11) method=cls;
forecast out=ramalan lead=6;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

c. Sintak model ARIMA (0,0,1)¹² variabel kecepatan angin

```

Data barok;
input angin;
datalines;
8.0
8.0
6.0
6.0
6.3
:
7.0;
proc arima data=barok;
identify var=angin;
estimate q=(12) method=cls;
forecast out=ramalan lead=6;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

Lampiran 5 : Output program SAS untuk model ARIMA

a. Output SAS model ARIMA (1,0,0)(0,0,2)⁶ variabel suhu udara

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag			
MU	27.81896		0.26417	105.31	<.0001	0			
MA1,1	-0.37220		0.11223	-3.32	0.0017	6			
MA1,2	-0.78500		0.13365	-5.87	<.0001	12			
AR1,1	0.61792		0.11954	5.17	<.0001	1			
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	2.65	3	0.4481	0.063	0.006	-0.160	-0.057	0.085	0.066
12	11.60	9	0.2371	-0.025	-0.050	-0.235	-0.221	0.034	0.148
18	16.84	15	0.3287	0.018	-0.121	-0.129	-0.111	0.103	0.109
24	28.67	21	0.1222	0.175	0.003	-0.089	-0.128	0.223	0.143
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.974571		Pr < W	0.3038				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.069141		Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.042836		Pr > W-Sq	>0.2500				
Anderson-Darling	A-Sq	0.312063		Pr > A-Sq	>0.2500				

b. Output SAS model ARIMA ([1,12],0,[6,11]) variabel kelembaban udara

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag				
MU	82.15812	1.51629	54.18	<.0001	0				
MA1,1	-0.38077	0.12947	-2.94	0.0050	6				
MA1,2	-0.63327	0.13233	-4.79	<.0001	11				
AR1,1	0.49878	0.09978	5.00	<.0001	1				
AR1,2	0.48254	0.12185	3.96	0.0002	12				

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	1.26	2	0.5327	0.075	0.056	-0.024	0.045	-0.090	0.041
12	6.80	8	0.5582	-0.056	0.134	-0.189	0.094	0.127	-0.015
18	10.62	14	0.7155	-0.103	0.089	-0.078	-0.001	-0.116	-0.101
24	17.58	20	0.6148	-0.090	-0.115	0.115	0.098	-0.130	0.114

Tests for Normality				
Test	--Statistic--	-----p Value-----		
Shapiro-Wilk	W 0.983422	Pr < W	0.6565	
Kolmogorov-Smirnov	D 0.072189	Pr > D	>0.1500	
Cramer-von Mises	W-Sq 0.056672	Pr > W-Sq	>0.2500	
Anderson-Darling	A-Sq 0.301429	Pr > A-Sq	>0.2500	

c. Output SAS model ARIMA (0,0,1)¹² variabel kecepatan angin

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag				
MU	7.00152	0.14299	48.97	<.0001	0				
MA1,1	-0.60679	0.12786	-4.75	<.0001	12				

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	2.37	5	0.7953	0.085	-0.015	-0.169	0.014	-0.049	0.038
12	7.23	11	0.7797	0.033	-0.150	-0.189	-0.104	0.047	-0.014
18	9.82	17	0.9111	-0.039	-0.026	-0.026	-0.019	0.135	-0.038
24	11.18	23	0.9813	-0.038	-0.041	0.093	0.035	0.008	0.042

Tests for Normality				
Test	--Statistic--	-----p Value-----		
Shapiro-Wilk	W 0.95784	Pr < W	0.0552	
Kolmogorov-Smirnov	D 0.100492	Pr > D	>0.1500	
Cramer-von Mises	W-Sq 0.085914	Pr > W-Sq	0.1752	
Anderson-Darling	A-Sq 0.667182	Pr > A-Sq	0.0810	

Lampiran 6 : Program SAS untuk model VAR

a. Sintak model VAR ([1,2,3,9,12]) telah di restriksi

```

Data barok;
input suhu kelembaban angin;
datalines;
27.3      83      8.0
27.7      84      8.0
28.2      81      6.0
27.7      86      6.0
28.4      83      6.3
28.0      80      7.0
27.9      77      6.0
27.9      76      7.0
28.1      78      6.6
28.4      77      6.7
28.7      77      6.0
27.3      81      7.2
27.0      81      8.9
27.0      74      8.3
27.1      83      7.0
:         :         :
28.5      77      7
;

proc statespace data=barok;
var suhu kelembaban angin;
run;

proc varmax data=barok printall;
model suhu kelembaban angin/p=(1 2 3 9 12) noint method=LS;
restrict AR(3,3,2)=0 AR(1,3,1)=0 AR(12,2,2)=0 AR(12,3,3)=0 AR(12,2,3)=0
AR(12,2,1)=0 AR(1,2,1)=0 AR(3,3,3)=0 AR(1,2,3)=0 AR(1,3,3)=0
AR(12,1,1)=0 AR(3,1,1)=0 AR(2,1,2)=0 AR(2,3,2)=0 AR(9,3,1)=0
AR(1,1,2)=0 AR(2,1,3)=0 AR(9,1,1)=0 AR(2,2,2)=0 AR(9,2,3)=0 AR(2,3,3)=0
AR(9,3,3)=0 AR(12,1,3)=0 AR(12,1,2)=0 AR(9,2,1)=0 AR(3,2,1)=0
AR(3,2,3)=0 AR(12,3,2)=0 AR(2,1,1)=0 AR(2,3,1)=0 AR(9,3,2)=0;
output lead = 6 out = ramalan;
run;

proc export data = work.ramalan
outfile = 'E:\VAR123912.xls'
dbms=excel
replace;
run;

```

Lampiran 7 : Output program SAS model VAR

- a. Output SAS model VAR ([1,2,3,9,12]) telah di restriksi untuk estimasi parameter dan uji residual *white noise*

Model Parameter Estimates						
Equation	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Variable
suhu	AR1_1_1	0.47824	0.05940	8.05	0.0001	suhu(t-1)
	AR1_1_2	0.00000	0.00000			kelembaban(t-1)
	AR1_1_3	0.25708	0.10783	2.38	0.0244	angin(t-1)
	AR2_1_1	0.00000	0.00000			suhu(t-2)
	AR2_1_2	0.00000	0.00000			kelembaban(t-2)
	AR2_1_3	0.00000	0.00000			angin(t-2)
	AR3_1_1	0.00000	0.00000			suhu(t-3)
	AR3_1_2	0.04035	0.01231	3.28	0.0029	kelembaban(t-3)
	AR3_1_3	0.21767	0.10256	2.12	0.0431	angin(t-3)
	AR9_1_1	0.00000	0.00000			suhu(t-9)
	AR9_1_2	0.04991	0.01604	3.11	0.0044	kelembaban(t-9)
	AR9_1_3	0.56232	0.10455	5.38	0.0001	angin(t-9)
	AR12_1_1	0.00000	0.00000			suhu(t-12)
	AR12_1_2	0.00000	0.00000			kelembaban(t-12)
	AR12_1_3	0.00000	0.00000			angin(t-12)
kelembaban	AR1_2_1	0.00000	0.00000			suhu(t-1)
	AR1_2_2	0.48567	0.10940	4.44	0.0001	kelembaban(t-1)
	AR1_2_3	0.00000	0.00000			angin(t-1)
	AR2_2_1	2.24055	0.43469	5.15	0.0001	suhu(t-2)
	AR2_2_2	0.00000	0.00000			kelembaban(t-2)
	AR2_2_3	2.11668	0.63825	3.32	0.0026	angin(t-2)
	AR3_2_1	0.00000	0.00000			suhu(t-3)
	AR3_2_2	-0.25649	0.08201	-3.13	0.0042	kelembaban(t-3)
	AR3_2_3	0.00000	0.00000			angin(t-3)
	AR9_2_1	0.00000	0.00000			suhu(t-9)
	AR9_2_2	-0.21391	0.09877	-2.17	0.0393	kelembaban(t-9)
	AR9_2_3	0.00000	0.00000			angin(t-9)
	AR12_2_1	0.00000	0.00000			suhu(t-12)
	AR12_2_2	0.00000	0.00000			kelembaban(t-12)
	AR12_2_3	0.00000	0.00000			angin(t-12)
angin	AR1_3_1	0.00000	0.00000			suhu(t-1)
	AR1_3_2	-0.08903	0.02396	-3.72	0.0009	kelembaban(t-1)
	AR1_3_3	0.00000	0.00000			angin(t-1)
	AR2_3_1	0.00000	0.00000			suhu(t-2)
	AR2_3_2	0.00000	0.00000			kelembaban(t-2)
	AR2_3_3	0.00000	0.00000			angin(t-2)
	AR3_3_1	0.00000	0.00000			suhu(t-3)
	AR3_3_2	0.00000	0.00000			kelembaban(t-3)
	AR3_3_3	0.00000	0.00000			angin(t-3)
	AR9_3_1	0.00000	0.00000			suhu(t-9)
	AR9_3_2	0.00000	0.00000			kelembaban(t-9)
	AR9_3_3	0.00000	0.00000			angin(t-9)
	AR12_3_1	-0.20051	0.07599	-2.64	0.0137	suhu(t-12)
	AR12_3_2	0.00000	0.00000			kelembaban(t-12)
	AR12_3_3	0.00000	0.00000			angin(t-12)



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BIODATA PENULIS



Penulis dilahirkan pada tanggal 01 Maret 1992 di kota Gresik, Jawa Timur, Indonesia dengan nama lengkap Muhammad Husni Mubarak. Penulis yang mempunyai nama panggilan Mubarak merupakan anak ke-4 dari 5 bersaudara pasangan bapak Umar Afandi dan ibu Suarni. Penulis telah menempuh pendidikan formal di TK Aisyiyah Bustanul Athfal XI Gresik, kemudian penulis melanjutkan studinya di sekolah swasta yaitu MI, MTs, dan MA Masyhudiyah. Setelah lulus SMA pada tahun 2010, penulis dinyatakan diterima oleh kampus Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) prodi S-1 Jurusan Statistika Fakultas MIPA dengan beasiswa Bidik Misi. Selama menjadi mahasiswa, penulis mengembangkan skillnya di Unit Kegiatan Mahasiswa Cinta Rebana menjabat sebagai Wakil Ketua periode 2012-2013 dan dilanjutkan menjadi Kepala Departemen Penelitian dan Pengembangan pada tahun 2013-2014. Selain di UKM Cinta Rebana, organisasi yang pernah digeluti yaitu Lembaga Minat Bakat, Pergerakan Mahasiswa Islam Indonesia (PMII) 1011 dan Forum Studi Islam Statistika (FORSIS). Besar harapan penulis mendapatkan kritikan dan saran yang membangun untuk kedepannya. Kritik dan saran dapat dikirim melalui email di Muhammad.HM103@gmail.com.